



Centro de Educação Tecnológica de Minas Gerais
Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional

**PROJETO DE REDE DE CADEIA DE SUPRIMENTOS
MULTIPRODUTO, CAPACITADA E EM CIRCUITO
FECHADO**

JÉSSICA DIOGO DE VASCONCELOS

Belo Horizonte

Agosto de 2021

JÉSSICA DIOGO DE VASCONCELOS

**PROJETO DE REDE DE CADEIA DE SUPRIMENTOS
MULTIPRODUTO, CAPACITADA E EM CIRCUITO
FECHADO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Modelagem Matemática e Computacional.

ORIENTADORA: ELISANGELA MARTINS SÁ
COORIENTADOR: SÉRGIO RICARDO DE SOUZA

Belo Horizonte
Agosto de 2021

V331p Vasconcelos, Jéssica Diogo
Projeto de rede de cadeia de suprimentos multiproduto, capacitada em
circuito fechado / Jéssica Diogo Vasconcelos. – 2021.
90 f.

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em
Modelagem Matemática e Computacional.

Orientadora: Elisangela Martins Sá.

Coorientador: Sérgio Ricardo de Souza

Dissertação (mestrado) – Centro Federal de Educação Tecnológica de
Minas Gerais.

1. Produtos industrializados – Projetos – Teses. 2. Logística empresarial
– Modelos matemáticos – Teses. 3. Método de decomposição – Teses.
4. Matemática aplicada – Teses. 5. Programação heurística – Teses.
I. Sá, Elisangela Martins. II. Souza, Sérgio Ricardo. III. Centro Federal de
Educação Tecnológica de Minas Gerais. IV. Título.

CDD 519.6



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS
COORDENAÇÃO DO CURSO DE Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional

**“PROJETO DE REDE DE CADEIA DE SUPRIMENTOS
MULTIPRODUTO, CAPACITADA E EM CIRCUITO FECHADO”**

Dissertação de Mestrado apresentada por **Jéssica Diogo de Vasconcelos**, em 30 de agosto de 2021, ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional do CEFET-MG, e aprovada pela banca examinadora constituída pelos professores:

Prof.^a. Dr.^a. Elisângela Martins de Sá (Orientadora)
Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais

Prof. Dr. Sérgio Ricardo de Souza (Coorientador)
Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais

Prof.^a. Dr.^a. Ellen Kenia Fraga Coelho
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo

Prof. Dr. Marcone Jamilson Freitas Souza
Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais

Visto e permitida a impressão,

Prof.^a. Dr.^a. Elizabeth Fialho Wanner
Presidenta do Colegiado do Programa de Pós-Graduação em
Modelagem Matemática e Computacional

“ Desenvolvimento sustentável significa suprir as necessidades do presente sem afetar a habilidade das gerações futuras de suprirem as próprias necessidades.”
(Gro Harlem Brundtland)

Resumo

A importância de remanufaturar produtos tem sido amplamente reconhecida na literatura e na prática das organizações. A remanufatura reduz significativamente o consumo de recursos naturais e energia utilizados na produção de produtos novos. Além disso, o processo de remanufatura de produtos também tem como objetivo reduzir a quantidade de resíduos a serem dispostos no ambiente. O presente trabalho aborda o projeto de rede de uma cadeia de suprimentos capacitada em circuito fechado. Este tipo de rede considera tanto o fluxo tradicional de produtos em uma cadeia de suprimentos (fluxo direto), quanto o fluxo reverso de produtos pós-consumo que são enviados de centros de coletas para centros de remanufatura. Propõe-se um algoritmo, baseado nas metaheurísticas *Iterated Local Search* e *Variable Neighborhood Descent*, para determinar a melhor localização das instalações responsáveis pela coleta e remanufatura de produtos pós-consumo e fazer o roteamento do fluxo de produtos ao longo de todas as instalações da rede, considerando a estrutura já existente de uma cadeia tradicional de produtos.

Palavras-chave: Projeto de rede de cadeia de suprimentos, Fluxo reverso, Meta-heurísticas, *Iterated Local Search*, *Variable Neighborhood Descent*.

Abstract

The importance of remanufacturing products has been widely recognized in the literature and organizations' practice. Remanufacturing reduces the consumption of natural resources and energy used in the production of new products. In addition, the product remanufacturing process also aims to reduce the amount of waste to be disposed of in the environment. The present work considers a capacitated closed-loop supply chain network design problem. This type of network considers the traditional flow of products in a supply chain, forward flow, and the reverse flow of post-consumer products that are sent from collection centers to remanufacturing centers. An algorithm, based on the Iterated Local Search and Variable Neighborhood Descent metaheuristics, is proposed to determine the best location of the facilities responsible for the collection and remanufacturing of post-consumer products and routing the flow of products for all network installations, considering the existing structure of a traditional supply chain.

Keywords: Supply chain network design, Reverse flow, Metaheuristics, Iterated Local Search, Variable Neighborhood Descent.

Lista de Figuras

1.1	Cadeia de Suprimentos tradicional.	3
1.2	Cadeia de Suprimentos em Circuito Fechado.	3
2.1	Representação da cadeia de variáveis.	10
4.1	Representação gráfica do funcionamento do ILS.	19
6.1	Avaliação dos gaps obtidos pelo algoritmo ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias pequenas, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009].	38

Lista de Tabelas

2.1	Definição dos conjuntos, parâmetros e variáveis do modelo.	10
3.1	Referências	15
6.1	Características das instâncias utilizadas no conjunto de experimento em que $ \mathcal{P} $, $ \mathcal{R} $ e $ \mathcal{K} $ representam a quantidade de produtos, varejistas e locais candidatos a CC respectivamente.	32
6.2	Distribuições Uniformes utilizadas para a geração do número de plantas ($ \mathcal{T}_p $) e centros de reparo ($ \mathcal{T}_p'$) para cada produto p . A quantidade de centros de distribuição ($ \mathcal{D} $) é proporcional ao numero de locais de varejo ($ \mathcal{R} $).	32
6.3	Tabela de distribuição por parâmetro gerado. As notações TD_p e $TR_p, \forall p \in \mathcal{P}$ foram usadas para representar a quantidade total de demanda dado por $\sum_{r \in \mathcal{R}} (D_{rp} + D'_{rp})$ e a quantidade total retornada dado por $\sum_{r \in \mathcal{R}} \delta_{rv} D_{rw}$, respectivamente.	33
6.4	Resultado da meta-heurística ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias pequenas, utilizando duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho.	34
6.5	Tempo de execução computacional da metaheurística ILS/VND comparado ao do CPLEX, para instâncias pequenas, utilizando duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho.	35
6.6	Avaliação da qualidade das soluções dos algoritmos ILS/VND comparadas ao CPLEX, em instâncias grandes, utilizando duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho. Nessa avaliação é utilizado um contador de instâncias por classe as quais o valor da função objetivo foi menor que a referência alcançada pelo CPLEX.	36
6.7	Tempo gasto pela metaheurística ILS/VND, em instâncias grandes, utilizando duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho.	37

6.8	Avaliação dos <i>gaps</i> obtidos pelo algoritmo ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias pequenas, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009].	38
6.9	Avaliação de eficiência da meta-heurística ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias pequenas, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009].	39
6.10	Avaliação de eficácia da metaheurística ILS/VND comparada ao CPLEX, em instâncias grandes, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009]. Nessa avaliação é utilizado um contador de instâncias por classe nas quais o valor da função objetivo foi menor que a referencia alcançada pelo CPLEX.	39
6.11	Avaliação de eficiência da metaheurística ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias grandes, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009].	40
A.1	Valores de função objetivo para as soluções obtidas e <i>gaps</i> por instâncias estratégias Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora - grupo de instâncias pequenas.	52
A.2	Valores de função objetivo para as soluções obtidas e <i>gaps</i> por instâncias para os dois métodos de avaliação - grupo de instâncias pequenas.	57
B.1	Tempos de resolução individual por instâncias para estratégias Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora - grupo de instâncias pequenas.	63
B.2	Tempos de resolução individual por instâncias para os dois métodos de avaliação da função objetivo - grupo de instâncias pequenas.	68
C.1	Tempos de resolução individual por instâncias para estratégias Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora - grupo de instâncias grandes.	74
C.2	Tempos de resolução individual por instâncias para os dois métodos de avaliação da função objetivo - grupo de instâncias grandes.	78
D.1	Valores de função objetivo para as soluções obtidas e <i>gaps</i> por instâncias estratégias Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora - grupo de instâncias grandes.	83
D.2	Valores de função objetivo para as soluções obtidas e <i>gaps</i> por instâncias para os dois métodos de avaliação - grupo de instâncias grandes.	88

Sumário

Resumo	vii
Abstract	ix
Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas	xiii
1 Introdução	1
1.1 Justificativa	4
1.2 Objetivo geral e específicos	5
1.3 Organização do trabalho	5
2 Descrição do Problema	7
3 Trabalhos Relacionados	13
4 Fundamentação Teórica	17
4.1 Métodos metaheurísticos	17
4.1.1 Método <i>Iterated Local search</i> (ILS)	18
4.1.2 Método <i>Variable neighborhood descent</i> (VND)	19
4.1.3 Métodos de Busca Local - Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora	20
5 Metodologia	23
5.1 Metaheurísticas	23
5.1.1 Representação da Solução	23
5.1.2 Vizinhanças	24
5.1.3 Construção e Refinamento de uma Solução	24
5.1.4 Função de Avaliação	26

6 Experimentos Computacionais	31
6.1 Configuração dos experimentos	31
6.2 Comparação entre os algoritmos propostos e o CPLEX	33
6.3 Comparação entre Função de Avaliação Base e Função de Avaliação Proposta . .	36
7 Conclusão e Sugestões de Trabalhos Futuros	41
Referências Bibliográficas	43
A Resultados individuais por instância para instâncias pequenas: gaps	47
B Resultados individuais por instância para instâncias pequenas: tempo de resolução	59
C Resultados individuais por instância para instâncias grandes: tempos de resolução	69
D Resultados individuais por instâncias para instâncias grandes: gaps	79

Capítulo 1

Introdução

Nos últimos anos, clientes e autoridades têm exigido que os fabricantes reduzam as quantidades de resíduos gerados por seus produtos. A imposição do cliente é estimulada por preocupações ambientais em geral e pelo aumento dos custos de descarte de produtos em específico, que aumentaram significativamente nos últimos anos, à medida que a capacidade de aterros e de incineração se esgotam.

Como consequência direta do aumento dos custos de descarte de produtos, surgiram ações governamentais tanto no âmbito legislativo quanto na criação de programas de compra. As ações legislativas incluem: proibições de descarte de produtos específicos em local inapropriado (por exemplo, eletrodomésticos), metas de reciclagem e requisitos de devolução de produtos. Já nos programas de compra, são favorecidos produtos reutilizados de forma integral ou que possuem conteúdo que possa ser reutilizado. Entretanto, é comum que esses exemplos de ações governamentais sejam específicas de acordo com o país em que estão sendo aplicadas, ou até mesmo dentro das leis do próprio município. Essa divergência nas soluções adotadas para o problema dificulta a livre competição entre fabricantes em uma escala mundial.

Muitas empresas consideram a questão dos produtos descartados uma ameaça aos seus negócios. Claramente, cumprir as regulamentações que mudam rapidamente e atender às demandas dos clientes que mudam rapidamente pode exigir uma mudança fundamental no modo de fazer negócios. No entanto, pode haver grandes oportunidades para as empresas que têm sucesso em formas de incorporar as demandas ambientais atuais e futuras em suas políticas de negócios. A preferência dos consumidores pelos seus bens ou serviços é um fenômeno inegável, evidenciando a preocupação da sociedade para as questões que envolvem a sustentabilidade e a manutenção da vida no planeta. Dessa forma, um dos principais pontos discutidos entre meios comerciais sustentáveis é o processo de produção e o gerenciamento de recursos pós utilização.

Por exemplo, ao oferecer produtos verdes, as empresas podem atrair e reter clientes e funcionários com consciência ambiental. A produção de mais produtos verdes pode reduzir as

responsabilidades futuras, as taxas de seguro e os custos de descarte dos clientes. Empresas pró-ativas podem influenciar a formação de nova legislação e evitar ações onerosas de última hora. Finalmente, as empresas poderiam usar produtos descartados como uma fonte valiosa de componentes e materiais. Essas considerações indicam a necessidade das empresas de manufatura desenvolverem uma política de gestão de recuperação de produto eficaz.

De acordo com Zeballos et al. [2014], novos regulamentos para a recuperação e reciclagem de produtos pós-uso e a necessidade de aumentar a sustentabilidade de toda a operação, incluindo uma redução dos impactos ambientais e sociais, são grandes desafios enfrentados pelas empresas nos últimos anos devido ao seu efeito direto no desempenho dos sistemas de produção.

A crescente necessidade de remanufatura, devido à deterioração ambiental e aos novos regulamentos contribui, para que as empresas organizem suas atividades para explorar e tirar proveito da coordenação dos fluxos direto e reverso de material. As cadeias de suprimentos em circuito fechado (*Closed Loop Supply Chain – CLSC*) estendem a definição tradicional de cadeias de suprimentos, explorando explicitamente a sinergia entre os dois fluxos. Assim, as CLSCs envolvem questões associadas a produtos novos e remanufaturados, criando um desafio adicional para o problema de desenho e planejamento de rede. Profissionais e acadêmicos têm tido um interesse crescente em relação as CLSCs, com o objetivo de coletar reciclar ou remanufaturar produtos usados, relacionando questões ambientais e oportunidades de negócios [Van Wassenhove et al., 2009].

Na gestão da cadeia de suprimentos tradicional, são tomadas decisões em relação à produção e ao transporte de produtos de forma eficiente. Essas decisões envolvem a produção de materiais nas fábricas (plantas) e transporte dos fornecedores para as fábricas e das fábricas para um ou mais centros de distribuição de produtos [Üster & Hwang, 2016]. Entretanto, em uma rede CLSC, todos os componentes necessários para projetar, fabricar, vender e reciclar ou reparar um produto são levados em consideração [Zhang et al., 2014]. O projeto da rede de uma Cadeia de Suprimentos em Circuito Fechado é uma estratégia adotada no meio empresarial, pois, além de trazer benefícios sociais e ambientais, ser altamente lucrativa [Srivastava, 2007].

O fluxo de produtos em uma rede CLSC pode ser caracterizado por dois tipos de movimentos, qual seja, direto e reverso, que estão inter-relacionados. O fluxo direto consiste no fluxo de produtos de uma rede tradicional. Os produtos são enviados de fabricantes ou fornecedores para varejistas através de centros intermediários de distribuição (CDs) [Geoffrion & Graves, 1974]. Os CDs atuam como locais de empilhamento e empacotamento e estão entre a fabricação e os locais de varejo, sendo assim possível que sejam tomadas decisões econômicas relacionadas ao transporte e ao processamento dos produtos. A Figura 1.1 ilustra uma cadeia de suprimentos tradicional.

De acordo com o Conselho Executivo da *American Reverse Logistics*, a logística reversa é definida como o processo de planejar, implementar e controlar, de maneira eficiente e econômica,

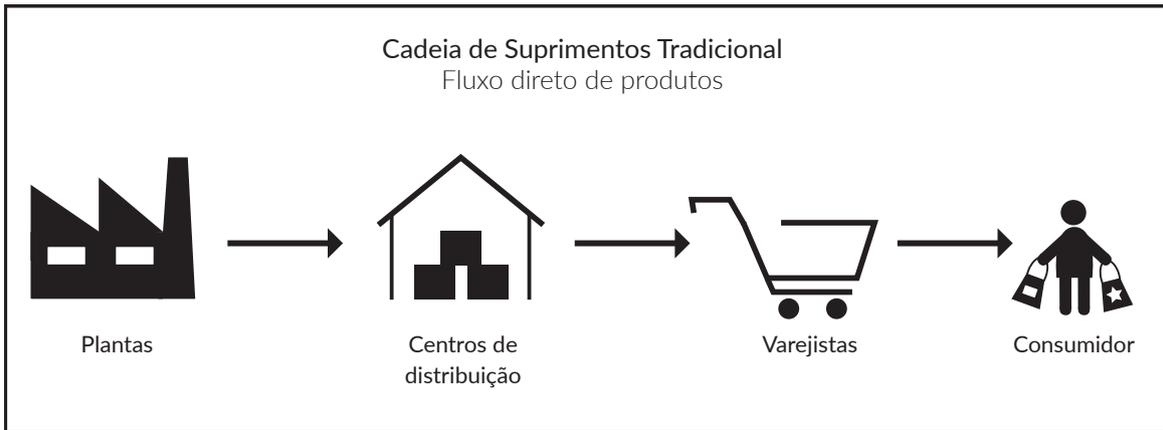


Figura 1.1. Cadeia de Suprimentos tradicional.

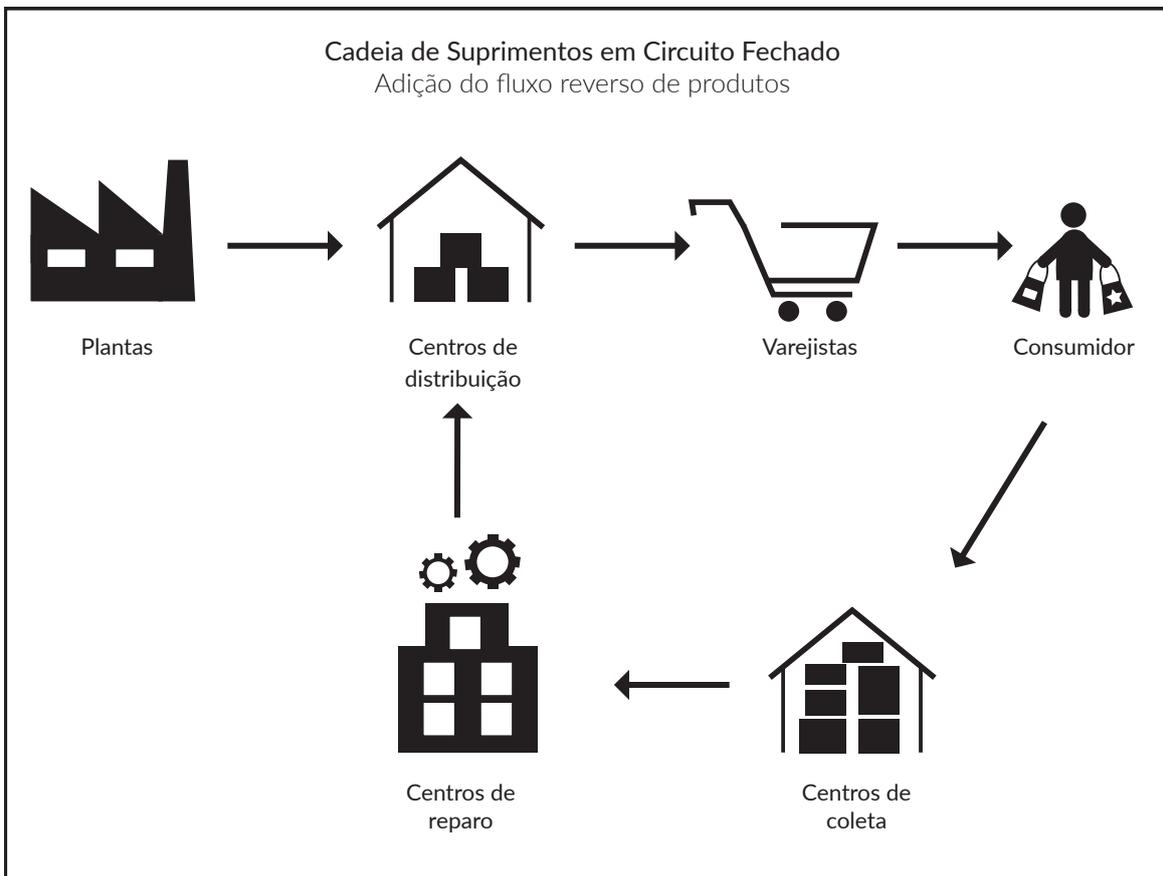


Figura 1.2. Cadeia de Suprimentos em Circuito Fechado.

o fluxo de matérias-primas, produtos acabados e informações relacionadas ao ponto de consumo até o ponto de origem, com o objetivo de recuperar o valor ou fazer descarte adequado [Tibben-

Lembke & Rogers, 2002]. O fluxo reverso em uma rede CLSC é o fluxo de material no canal de coleta. Os subprodutos devolvidos pelos consumidores a locais de varejo são enviados para centros de reparo (CRs), através de centros intermediários de coleta (CCs). Os CCs atuam como locais de classificação e armazenamento desses subprodutos e estão dispostos entre os locais de varejo e os centros de reparo. Os retornos (subprodutos) são enviados dos CCs aos CRs para a sua recuperação (remanufatura). Em alguns casos, devido à garantia fornecida pelos fabricantes, clientes não distinguem produtos remanufaturados e novos. Como consequência, os produtos remanufaturados podem ser usados para satisfazer a demanda do consumidor no canal de frente (canal direto), levando assim a uma inter-relação entre os fluxos direto e reverso. Então, para uma implementação sistemática de uma estratégia de recuperação de produtos, como a remanufatura, considera-se simultaneamente fluxos diretos e fluxos inversos [Sahyouni et al., 2007; Üster et al., 2007].

Ao se considerar os fluxos direto e reverso em uma cadeia de suprimentos, o resultado é uma cadeia de suprimento em circuito fechado. A Figura 1.2 ilustra uma cadeia de suprimentos genérica em circuito fechado. Neste cenário, Easwaran & Uster [2009] propõem uma mudança na cadeia de produtos existente tradicional, que é responsável pelo fluxo direto, abordando os seguintes problemas: (1) a criação da rede de canais reversos e (2) a integração do fluxo direto e reverso de produtos em uma cadeia de suprimentos em circuito fechado. Especificamente, consideram um problema de projeto de rede capacitada para multiprodutos com instalações de manufatura, distribuição, coleta e remanufatura que atendem a um conjunto de varejistas. Consideram também o problema de projeto de rede no que diz a respeito às decisões para o roteamento de fluxos diretos e reversos integrados, bem como as decisões estratégicas referentes a localização ideal das instalações do canal reverso, ou seja, os CCs e CRs.

Este trabalho pertence à classe de projeto de rede e baseia-se no modelo apresentado por Üster et al. [2007]. Nesta classe, aborda-se o problema de definir a localização das instalações que compõem o canal reverso de uma rede CLSC de forma a considerar a estrutura, já existente, do canal direto, assim como, também, o roteamento do fluxo de produtos ao longo de todas as instalações pertencentes à cadeia de suprimentos. Neste estudo, foram propostos algoritmos heurísticos para resolver de maneira eficiente o problema de projeto da rede de uma cadeia de suprimentos em circuito fechado capacitada.

1.1 Justificativa

A importância de remanufaturar produtos pós uso tem sido amplamente reconhecida na literatura e na prática. A remanufatura reduz significativamente o consumo de recursos naturais e energia utilizados na produção de produtos novos. Além disso, ela também tem como objetivo

reduzir a quantidade de resíduos a serem dispostos no meio ambiente. Contudo, a remanufatura também consome recursos durante o processo, como energia, água e recursos naturais, além de embalagem e transporte para o retorno dos produtos. Por isso, é importante otimizar o fluxo reverso de materiais, além de se otimizar o fluxo tradicional.

O projeto da cadeia de suprimentos em circuito fechado é uma decisão estratégica, que está relacionada ao gerenciamento e à operação de um sistema para maximizar o valor agregado de um produto além do que poderia ser seu ciclo de vida padrão. A importância dessa definição está explicitamente relacionada aos negócios, além de outros fatores, como responsabilidades legais, sociais, ambientais ou até mesmo detalhes operacionais e técnicos. Sendo assim, é necessário o desenvolvimento de algoritmos que ajudem a projetar uma rede CLSC de forma eficiente. Além disso, por se tratar de um problema pertencente à classe NP-difícil, é justificável o uso de métodos heurísticos na exploração deste problema.

1.2 Objetivo geral e específicos

Este trabalho tem como objetivo geral desenvolver algoritmos heurísticos eficientes para resolver o Problema de Projeto da Rede de uma Cadeia de Suprimentos Multiproduto Capacitada e em Circuito Fechado.

Os objetivos específicos são:

- Desenvolver e implementar um algoritmo heurístico baseado na meta-heurística ILS, tendo o VND como método de busca local.
- Realizar experimentos computacionais para todos os algoritmos propostos.
- Fazer a análise dos resultados obtidos.

1.3 Organização do trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma. No Capítulo 1, foi feita a introdução ao problema de projeto de rede de cadeia de suprimentos capacitada em circuito fechado. O Capítulo 2 apresenta a caracterização do problema, tomando como referência o trabalho de Easwaran & Uster [2009]. No Capítulo 3, encontra-se uma revisão dos trabalhos relacionados na literatura. O Capítulo 4 apresenta a fundamentação teórica para o desenvolvimento deste trabalho. No Capítulo 5, foram propostos algoritmos heurísticos para determinar a localização das instalações do canal reverso, CCs e CRs, e fazer roteamento de fluxo de produtos ao longo rede CLSC. No Capítulo 6, foi feita a análise dos resultados relacionados aos algoritmos heurísticos. E por último, o Capítulo 7 apresenta as conclusões e sugestões de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Descrição do Problema

Neste Capítulo será descrito o problema tratado neste trabalho. Serão apresentadas as características operacionais de uma rede CLSC multiproduto, de acordo com cenário abordado em Easwaran & Uster [2009]. Além disso, neste capítulo também serão apresentadas a notação matemática usada e uma formulação matemática para modelar o problema.

Fabricantes de equipamentos originais (*Original Equipment Manufacturer* – OEM) fabricam produtos que são caracterizados pela sua alta durabilidade, ciclos de vida longos e alto valor de recuperação. Esses OEMs utilizam um canal direto, que é constituído por plantas industriais (*New Product Plants* – NPPs) e centros de distribuição (CDs) para satisfazer demandas nos locais de varejo. Motivados por incentivos econômicos e obrigações ambientais, os OEM adotam práticas de recuperação de produtos através da implementação de um canal reverso. A implementação do canal reverso é feita pela adição do fluxo reverso à rede da cadeia de produtos existente, que se torna uma rede CLSC.

De acordo com Easwaran & Uster [2009], a rede CLSC pode ser descrita como um sistema de três níveis, que associa componentes dos canais direto e reverso. O primeiro nível consiste nos varejistas que estão dispersos em locais conhecidos de uma região geográfica. Os varejistas executam dois papéis principais nas atividades dos canais direto e reverso. Eles satisfazem a demanda do mercado por meio do canal direto e recebem os produtos devolvidos que serão remanufaturados no sistema. Cada varejista satisfaz dois tipos de demanda, que podemos classificar como demanda nova e demanda induzida. O último tipo é gerado por produtos retornados e que mais adiante serão substituídos.

Na segunda camada da rede, tem-se dois tipos de instalações: CDs, no canal direto, e CCs (Centros de Coleta), no canal reverso. No canal direto, cada varejista recebe produtos para atender sua demanda total, nova e induzida, vindos de um conjunto de CDs que operam sob restrições de capacidade. No canal reverso, temos um conjunto de CCs com capacidade finita, para os quais os produtos que são devolvidos pelos consumidores são enviados pelos varejistas.

As quantidades de remessas nesses centros de coleta dependem da fração de retorno de cada produto a um determinado varejista.

O terceiro nível da rede é composto por NPPs, que alimentam o canal direto, e CRs, que conectam os canais reverso e direto. Para cada produto no sistema, pode-se ter várias NPPs com capacidade finita, mas apenas um CR no qual os produtos são remanufaturados a uma taxa determinada pela fração de recuperação. Utiliza-se um único CR para cada produto na remanufatura, com o objetivo de garantir a qualidade assegurada pelo OEM. Considera-se que a saída de produtos de um CR é totalmente injetada de volta ao sistema, através do canal direto (por intermédio dos CDs). Produtos novos e produtos remanufaturados não podem ser distinguidos, ou seja, não é possível diferenciar um produto vindo de um CR de um vindo de uma NPP. Em geral, devido à incerteza quanto aos valores exatos das frações de recuperação nos CRs e das frações de retorno aos varejistas, a nova demanda e a demanda induzida são desconhecidas. Contudo, esses parâmetros podem ser estimados para decisões de nível estratégico. Portanto, considera-se que os respectivos valores são conhecidos. Os NPPs e os CRs atendem a demanda total (nova e induzida) dos varejistas.

Para um sistema CLSC com essas características operacionais, interessa determinar os melhores locais de instalação dos CRs e CCs (dentro dos seus respectivos conjuntos candidatos) em relação às NPPs, CDs e varejistas que estão dispostos em locais conhecidos. Deseja-se determinar o fluxo de produtos nos canais direto e reverso, de modo que o custo total de localização dos CCs e CRs, processamento nos NPPs, CRs, CCs e CDs e transporte de produtos entre todas as instalações seja minimizado. Assume-se que as capacidades nos CDs e CCs representam capacidades agregadas, que podem ser compartilhadas por todos os produtos. Assim, com o propósito de incorporar a não uniformidade no uso da capacidade, utilizou-se um coeficiente específico para cada produto para representar o consumo de capacidade por unidade do produto. Pode-se estimar a capacidade de cada CR necessário usando a quantidade de retorno estimada e a fração de recuperação. Devido a isso, considerou-se que o conjunto de locais candidatos a CR são formados de tal forma que não há limitações de capacidade.

De acordo com a notação definida por Easwaran & Uster [2009], a Tabela 2.1 apresenta os conjuntos utilizados neste trabalho, seus respectivos índices, que são os elementos destes conjuntos, os parâmetros e as variáveis de decisão do problema. Uma ilustração da estrutura da rede CLSC, com as variáveis de decisão de fluxo e de localização é apresentada na Figura 2.1.

Conjuntos

\mathcal{P}	Conjunto de produtos $p \in \mathcal{P}$
\mathcal{R}	Conjunto de varejistas $r \in \mathcal{R}$
\mathcal{K}	Conjunto de candidatos à CCs $k \in \mathcal{K}$
\mathcal{D}	Conjunto de CDs $d \in \mathcal{D}$
\mathcal{S}_p	Conjunto de candidatos à CR, para todo produto $p \in \mathcal{P}$, $s \in \mathcal{S}_p$
\mathcal{T}_p	Conjunto de NPPs, $p \in \mathcal{P}$, $t \in \mathcal{T}_p$

Parâmetros

D_{rp}	Demanda induzida do varejista $r \in \mathcal{R}$ para o produto $p \in \mathcal{P}$
D'_{rp}	Demanda nova do varejista $r \in \mathcal{R}$ para o produto $p \in \mathcal{P}$
F'_k	Custo fixo de abrir um CC na localização $k \in \mathcal{K}$
F_{ps}	Custo fixo de abrir um CR para o produto $p \in \mathcal{P}$ na localização $s \in \mathcal{S}_p$
G_{ij}	Custo unitário de transporte da localização i até a localização j para $i, j \in \mathcal{R} \cup \mathcal{D} \cup \mathcal{K} \cup \mathcal{S}_p \cup \mathcal{T}_p$
η_{pd}	Custo unitário de processamento do produto $p \in \mathcal{P}$ no CD $d \in \mathcal{D}$
κ_{pk}	Custo unitário de processamento do produto $p \in \mathcal{P}$ no CC $k \in \mathcal{K}$
ν_{pt}	Custo unitário de fabricação do produto $p \in \mathcal{P}$ no NPP $t \in \mathcal{T}_p$
ρ_{ps}	Custo unitário de re-manufaturaç�o do produto $p \in \mathcal{P}$ enviado pelo CR $s \in \mathcal{S}_p$
δ_{rp}	Fraç�o de retorno do varejista $r \in \mathcal{R}$ do produto $p \in \mathcal{P}$
α_{ps}	Fraç�o recuperada do produto $p \in \mathcal{P}$ no CR $s \in \mathcal{S}_p$
C_d	Capacidade de processamento/armazenamento no CD $d \in \mathcal{D}$
B_k	Capacidade de processamento/armazenamento no CC $k \in \mathcal{K}$
Q_{pt}	Capacidade de produç�o/processamento $p \in \mathcal{P}$ no NPP $t \in \mathcal{T}_p$
γ_p	Coefficiente de capacidade de processamento/armazenamento associado � distribuiç�o de produtos $p \in \mathcal{P}$
β_p	Coefficiente de capacidade de processamento/armazenamento associado � coleta de produtos $p \in \mathcal{P}$
M_{prk}	Par�metros de restriç�o cujos valores s�o $\min\{\delta_{rp}D_{rp}, B_k/\beta_p\}$ para $p \in \mathcal{P}, r \in \mathcal{R}, k \in \mathcal{K}$
M'_{pk}	Par�metros de restriç�o cujos valores s�o $\min\{\sum_{r \in \mathcal{R}} \delta_{rp}D_{rp}, B_k/\beta_p\}$ para $p \in \mathcal{P}, k \in \mathcal{K}$

Variáveis de decisão

v_{ps}	Variável binária que é igual a 1 se o CR $s \in \mathcal{S}_p$ for usado para reparar o produto $p \in \mathcal{P}$, e é igual a 0, caso contrário.
c_k	Variável binária que é igual a 1 se CC $k \in \mathcal{K}$ é aberto, e é igual 0, caso contrário.
u_{prk}	Representa a quantidade do produto $p \in \mathcal{P}$ enviado do varejista $r \in \mathcal{R}$ para o CC $k \in \mathcal{K}$
w_{pdr}	Representa a quantidade do produto $p \in \mathcal{P}$ enviado para o varejista $r \in \mathcal{R}$ do CD $d \in \mathcal{D}$
x_{pks}	Representa a quantidade do produto $p \in \mathcal{P}$ enviado do CC $k \in \mathcal{K}$ para o CR $s \in \mathcal{S}_p$
y_{psd}	Representa a quantidade do produto $p \in \mathcal{P}$ enviado do CR $s \in \mathcal{S}_p$ para o DC $d \in \mathcal{D}$
z_{ptd}	Representa a quantidade do produto $p \in \mathcal{P}$ enviado do NPP $t \in \mathcal{T}_p$ para o CD $d \in \mathcal{D}$

Tabela 2.1. Definição dos conjuntos, parâmetros e variáveis do modelo.

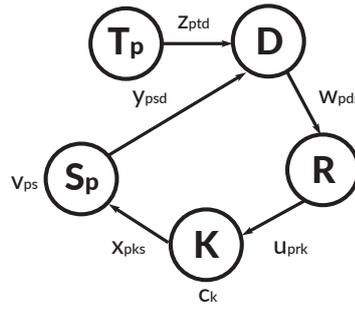


Figura 2.1. Representação da cadeia de variáveis.

Usando a notação apresentada na Tabela 2.1, a formulação de programação inteira mista proposta por Easwaran & Uster [2009] é dada por:

$$\begin{aligned}
 \min \quad & \sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{s \in \mathcal{S}_p} F_{ps} v_{ps} + \sum_{k \in \mathcal{K}} F'_k c_k + \sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{r \in \mathcal{R}} \sum_{k \in \mathcal{K}} (G_{rk} + \kappa_{pk}) u_{prk} + \\
 & \sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{s \in \mathcal{S}_p} (G_{ks} x_{pks}) + \sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{s \in \mathcal{S}_p} \sum_{d \in \mathcal{D}} (G_{sd} + \rho_{ps}) y_{psd} + \\
 & \sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{t \in \mathcal{T}_p} \sum_{d \in \mathcal{D}} (G_{td} + \nu_{pt}) z_{ptd} + \sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{d \in \mathcal{D}} \sum_{r \in \mathcal{R}} (G_{dr} + \eta_{pd}) w_{pdr}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

$$\text{s. a } \sum_{s \in \mathcal{S}_p} v_{ps} = 1 \quad \forall p \in \mathcal{P} \tag{2.2}$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} u_{prk} = \delta_{rp} D_{rp} \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall r \in \mathcal{R}, \tag{2.3}$$

$$\sum_{s \in \mathcal{S}_p} x_{pks} - \sum_{r \in \mathcal{R}} u_{prk} = 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall k \in \mathcal{K}, \tag{2.4}$$

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} x_{pks} - \sum_{r \in \mathcal{R}} \delta_{rp} D_{rp} v_{ps} = 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall s \in \mathcal{S}_p, \quad (2.5)$$

$$\sum_{d \in \mathcal{D}} y_{psd} - \alpha_{ps} \sum_{r \in \mathcal{R}} \delta_{rp} D_{rp} v_{ps} = 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall s \in \mathcal{S}_p, \quad (2.6)$$

$$\sum_{s \in \mathcal{S}_p} y_{psd} + \sum_{t \in \mathcal{T}_p} z_{ptd} - \sum_{r \in \mathcal{R}} w_{pdr} = 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall d \in \mathcal{D}, \quad (2.7)$$

$$\sum_{d \in \mathcal{D}} w_{pdr} = (D_{rp} + D'_{rp}) \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall r \in \mathcal{R}, \quad (2.8)$$

$$\sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{r \in \mathcal{R}} \beta_p u_{prk} \leq B_k C_k \quad \forall k \in \mathcal{K}, \quad (2.9)$$

$$u_{prk} \leq M_{prk} C_k \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall r \in \mathcal{R}, \forall k \in \mathcal{K}, \quad (2.10)$$

$$\sum_{s \in \mathcal{S}_p} x_{psk} \leq M'_{pk} C_k \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall k \in \mathcal{K}, \quad (2.11)$$

$$\sum_{d \in \mathcal{D}} z_{ptd} \leq Q_{pt} \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall t \in \mathcal{T}_p, \quad (2.12)$$

$$\sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{r \in \mathcal{R}} \gamma_p w_{pdr} \leq c_d \quad \forall d \in \mathcal{D}, \quad (2.13)$$

$$v_{ps}, c_k \in \{0, 1\} \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall s \in \mathcal{S}_p, \quad (2.14)$$

$$u_{prk} \geq 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall r \in \mathcal{R}, \forall k \in \mathcal{K} \quad (2.15)$$

$$w_{pdr} \geq 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall d \in \mathcal{D}, \forall r \in \mathcal{R} \quad (2.16)$$

$$x_{psk} \geq 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall s \in \mathcal{S}_p, \forall k \in \mathcal{K} \quad (2.17)$$

$$y_{psd} \geq 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall s \in \mathcal{S}_p, \forall d \in \mathcal{D} \quad (2.18)$$

$$z_{ptd} \geq 0 \quad \forall p \in \mathcal{P}, \forall t \in \mathcal{T}_p, \forall d \in \mathcal{D} \quad (2.19)$$

Os dois primeiros termos da função objetivo (2.1) representam os custos fixos associados à instalação dos CRs e dos CCs, respectivamente. O terceiro termo do modelo refere-se ao custo de transporte dos varejistas até os CCs, somado ao custo de processamento nos CCs. O quarto termo refere-se ao custo de transporte dos CCs para os CRs. Os dois termos citados anteriormente determinam o custo do canal reverso. O quinto e o sexto termos representam o custo de transporte no canal direto, ou seja, dos CRs para os CDs e das NPPs para os CDs, juntamente com os custos de processamento nos CRs e NPPs, respectivamente. O último termo calcula o custo de transporte entre CD-varejista e o custo de processamento nos CDs.

O conjunto de restrições (2.2) garante que um único CR seja estabelecido para cada produto p . O conjunto de restrições (2.3) garante que a quantidade de produto p retornado para um varejista r seja enviada para os CCs. Os conjuntos de restrições (2.4) - (2.7) representam a conservação de fluxo para cada tipo de produto nos CCs, CRs e CDs, respectivamente. O conjunto de restrições (2.5) também garante que, para um produto p , um CR seja estabelecido

em um local s , se houver fluxo desse produto de um CC k para o local s . O conjunto de restrições (2.6) impõe que os produtos remanufaturados sejam totalmente devolvidos ao sistema. O conjunto de restrições (2.8) garante que a demanda do cliente seja satisfeita usando produtos novos ou remanufaturados, ou ambos. O conjunto de restrições (2.9) serve para criar um CC k se esse local for configurado para receber alguns retornos de produto dos varejistas e também garante que a limitação de capacidade de processamento agregado em k seja respeitada. Como afirmado por Easwaran & Uster [2009], os conjuntos de restrições (2.10) e (2.11) são redundantes, mas melhoram a qualidade da relaxação linear da formulação. Os conjuntos de restrições (2.12) e (2.13) reforçam as restrições de capacidade nas Fábricas (NPP) e nos CDs, respectivamente. Os conjuntos de restrições (2.14)-(2.19) definem o domínio das variáveis de decisão.

Esse modelo pode ser resolvido por intermédio de um aplicativo de resolução de problemas de Otimização linear. Porém, devido ao fato do projeto de rede de cadeia de suprimentos multiproduto, capacitada e em circuito fechado ser um problema NP-difícil, o foco deste trabalho é na aplicação de metaheurísticas para resolução de instâncias do problema.

Capítulo 3

Trabalhos Relacionados

Logística Reversa (LR) e problemas relacionados à Cadeia de Suprimentos em Circuito Fechado foram discutidos em Dowlatshahi [2000]. Como a geração de resíduos por várias indústrias está aumentando rapidamente, muitos governos em diversos países obrigam o produtor/fabricante a implementar o princípio de responsabilidade estendida do produtor (*Extended Producer Responsibility* - EPR). Por exemplo, a diretiva europeia “Resíduos de Equipamentos Elétricos e Eletrônicos” (*Waste Electrical and Electronic Equipments* - WEEE) (Diretiva 2002/96/EC) tornou-se lei na Comunidade Europeia em 2003. Essa lei contém requisitos obrigatórios sobre a coleta, reciclagem e recuperação de todos os tipos de produtos elétricos, com uma taxa mínima de 4 quilogramas per capita da população por ano [Georgiadis & Besiou, 2010]. Legislação semelhante à WEEE também foi introduzida no Canadá, Japão, China e em muitos estados dos EUA [Quariguasi Frota Neto et al., 2010]. Como consequência, abordagens baseadas em RL/CLSC podem ser adotadas por fabricantes/produtores para aumento de suas receitas, em vez de apenas abordagens com foco na minimização de custos [Van Wassenhove et al., 2009].

Os processos complexos de LR e CLSC começam com o descarte dos materiais. No entanto, a gestão de devoluções dos produtos pós-consumo envolve vários fatores com alto grau de incertezas, como a qualidade e quantidade dos produtos retornados e o instante de tempo em que os produtos são retornados [Chen & He, 2010]. Além disso, a grande quantidade de geração chega de três fontes distintas: famílias, governo e instituições, e negócios [Li et al., 2006]. Uma revisão abrangente da literatura pode ser vista em Govindan et al. [2015] e Easwaran & Uster [2009].

Alguns estudos existentes sobre o problema de projeto da rede de recuperação de produtos são caracterizados principalmente por uma rede subjacente, que pode ser classificada como logística reversa [Easwaran & Uster, 2009]. Essa estrutura abrange apenas a coleta de produtos sem referência a fluxos diretos, ou redes CLSC que tratam os fluxos direto e reverso.

O canal direto em uma rede CLSC é similar ao modelo clássico de produção e distribuição de produtos modelado em Geoffrion & Graves [1974] e em Keskin & Üster [2007]. Tanto Geoffrion & Graves [1974] quanto Keskin & Üster [2007] consideram múltiplos produtos e capacidade nas NPPs e DCs. No entanto, ao contrário do pressuposto de fonte única em Geoffrion & Graves [1974], Keskin & Üster [2007] adota uma estratégia com múltiplas fontes (*multisourcing*), ou seja, múltiplas instalações de produção e distribuição de produtos. Portanto, as características do canal direto neste problema se assemelham àquelas consideradas em Easwaran & Uster [2009].

Beamon & Fernandes [2004] consideram uma rede CLSC com um único tipo de produto e NPPs e varejistas já dispostos. As instalações da rede CLSC são caracterizadas por restrições de capacidade finita, exceto nos CDs, e também é adotada a estratégia de fonte múltipla na rede. Dadas as localizações das NPPs e varejistas, juntamente com as quantidades estimadas de demanda e retorno do produto, uma formulação de Otimização linear inteira mista (MILP) é desenvolvida para determinar de maneira ideal a localização dos CDs e CCs, além de determinar os fluxos nos canais direto e reverso. No entanto, em vez de integrar os fluxos direto e reverso via ajuste de fluxo nas NPPs, os autores relacionam estes canais apenas pela colocação dos RPPs. A solução é obtida sob diferentes cenários, usando, como estratégia de implementação, um método *branch-and-cut* em um *software* de otimização comercial.

A Tabela 3 categoriza os trabalhos relacionados na literatura com base nas características dos problemas de Cadeia de suprimentos da seguinte forma:

- **Incerteza:** alguns trabalhos de pesquisa como Cordeau et al. [2006] e Üster et al. [2007] supõem que todos os parâmetros na rede CLSC são conhecidos. Üster et al. [2007] desenvolveram um modelo determinístico para uma rede CLSC multi-produto. Para resolver o modelo, eles utilizam o método de decomposição de Benders modificado. Já alguns pesquisadores como Lieckens & Vandaele [2007] incorporam incertezas no modelo de otimização.
- **Projeção simultânea dos fluxos direto e reverso:** projetar os fluxos direto e reverso separadamente não resultará em otimalidade, pois essas redes são dependentes. Os estudos tradicionais na área de fluxo concentram-se apenas no fluxo direto. Um dos primeiros trabalhos de pesquisa considerando fluxo reverso é Barros et al. [1998]. Os primeiros estudos abordando a integração dos fluxos direto e reverso foram apresentadas por Fleischmann et al. [2001] em um ambiente determinístico.
- **Instalações capacitadas:** considerar instalações não capacitadas é uma suposição simplificada de trabalhos de pesquisa convencionais. Para tornar essa suposição um pouco mais realista, muitos pesquisadores assumem instalações capacitadas e atribuem um nível

Tabela 3.1. Referências

Referências	Parâmetros		Estrutura da rede (fluxo)		Instalações Capacitadas	Produto		Tipo de Solução			
	Determinístico	Estocástico	Direto	Reverso		Direto e reverso	Único	Múltiplos	Exata	Heurística	Meta-heurística
[Barros et al., 1998]	x			x			x		x		
[Marin & Pelegrín, 1998]	x			x			x		x		
[Jayaraman et al., 1999]	x		x				x				
[Fleischmann et al., 2001]	x				x		x				
[Tsiakis et al., 2001]		x	x				x				
[Aghezzaf, 2005]	x			x			x	x			
[Listeş & Dekker, 2005]		x	x				x	x			
[Santoso et al., 2005]		x		x							
[Cordeau et al., 2006]		x	x				x	x			
[Salema et al., 2006]	x		x			x	x	x			
[Ko & Evans, 2007]	x					x	x				
[Lieckens & Vandaele, 2007]	x						x		x		
[Listeş, 2007]		x		x						x	
[Üster et al., 2007]	x						x	x			
[Easwaran & Uster, 2009]	x						x		x	x	

de capacidade máxima a elas (por exemplo, Easwaran & Uster [2009]). Alguns autores determinam a capacidade das instalações como uma variável de decisão mais realista [Cordeau et al., 2006]. Cordeau et al. [2006] introduzem uma nova formulação para problemas de cadeia de suprimentos tradicional em contextos determinísticos e multi-produtos. Nestes problemas, são tomadas decisões sobre as capacidades das plantas e centros de distribuição, que são selecionadas dentre um conjunto de alternativas.

- **Múltiplos produtos:** os modelos de cadeia de suprimentos de múltiplos produtos, em geral, são mais realistas que os de um único produto. Salema et al. [2006], inicialmente, definem um modelo de produto único para um problema determinístico de CLSC. Em seguida, eles estendem o modelo para um problema multi-produto.
- **Técnicas de solução - métodos de solução exata vs. heurísticas:** existem vantagens e desvantagens nas aplicações de métodos analíticos ou de resolução exata e na aplicação de heurísticas e metaheurísticas. Algumas abordagens podem ser eficazes até certo ponto. Por exemplo, quando há um problema de grandes dimensões e complexo, utilizar algoritmos heurísticos e metaheurísticos é indicado, porém não se tem certeza sobre a qualidade das soluções nestes casos. Por outro lado, métodos analíticos e exatos, ao lado de solucionadores exatos gerais, são raramente aplicáveis a instâncias de tamanho real de um problema linear ou de problemas não lineares. Há, então, uma grande lacuna entre a solução teórica metodológica e métodos práticos de sucesso. Talvez algoritmos aproximados ou algoritmos híbridos podem apresentar uma outra forma de resolver problemas complexos de forma teórica e prática. O alto custo de implementação das instalações em uma rede de cadeias de suprimentos destaca a importância de uma tomada de decisão precisa. Portanto, usar métodos exatos de resolução para resolver problemas de projeto da rede de uma cadeia de suprimentos é uma abordagem muito usada na literatura. Alguns autores como Cordeau et al. [2006], Listes [2007] e Salema et al. [2006] propõem métodos exatos, como *branch-and-cut*, *branch-and-bound*, e decomposição de Benders para resolver instâncias do problema. Cordeau et al. [2006] apresentam dois métodos de solução, uma abordagem *branch-and-bound* baseada no método simplex e um algoritmo baseado no método de decomposição de Benders. Eles melhoram os dois algoritmos e comparam a eficácia deles após o aprimoramento. Alguns pesquisadores como Lieckens & Vandaele [2007] e Easwaran & Uster [2009] aplicam métodos metaheurísticos, como o algoritmo genético e busca tabu. Em alguns artigos, o problema é resolvido através de métodos heurísticos, como, por exemplo, Ko & Evans [2007]. Outros pesquisadores exploram *softwares* de otimização, como o CPLEX, para resolver modelos de programação matemática [Listes & Dekker, 2005; Üster et al., 2007; Easwaran & Uster, 2009].

Capítulo 4

Fundamentação Teórica

Este capítulo está organizado da seguinte forma. A Seção 4.1 apresenta uma definição de métodos metaheurísticos. A Seção 4.1.1 apresenta o método *Iterated Local Search* (ILS). A Seção 4.1.2 apresenta o método de busca local *Variable Neighborhood Descent* (VND). A Seção 4.1.3 apresenta as estratégias de busca Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora.

4.1 Métodos metaheurísticos

Uma metaheurística é uma estrutura algorítmica de alto nível, independente de problemas, que fornece um conjunto de diretrizes ou estratégias para desenvolver algoritmos heurísticos de otimização [Glover & Kochenberger, 2006].

Uma implementação específica de um método heurístico de otimização de acordo com as diretrizes expressas em uma estrutura metaheurística também é chamada de met-heurística. O termo foi criado por Glover [1986] e combina o prefixo grego meta (**metá**, além, no sentido de alto nível), com heurística (do grego **heuriskein** ou **euriskein**, para pesquisar).

Os algoritmos metaheurísticos, isto é, os algoritmos de otimização projetados de acordo com as estratégias estabelecidas em uma estrutura metaheurística, são, como o nome sugere, sempre heurísticos por natureza. Esse fato os distingue dos métodos exatos, que têm uma prova da otimalidade da solução encontrada. As metaheurísticas são, portanto, desenvolvidas especificamente para encontrar uma solução que seja “boa o suficiente” em um tempo de execução computacional “pequeno o suficiente”.

Os algoritmos metaheurísticos tentam encontrar a melhor solução (viável) dentre todas as soluções possíveis de um problema de otimização. Para esse fim, eles avaliam possíveis soluções e realizam uma série de operações para encontrar soluções melhores e diferentes. As metaheurísticas operam em uma representação ou codificação de uma solução, um objeto que

pode ser armazenado na memória do computador e pode ser convenientemente manipulado pelos diferentes operadores empregados pela metaheurística.

É possível distinguir três classes fundamentais de metaheurísticas, baseadas na maneira como as soluções são manipuladas. As metaheurísticas de busca local fazem, iterativamente, pequenas alterações em uma única solução. Metaheurísticas construtivas constroem soluções a partir de suas partes constituintes. As metaheurísticas populacionais combinam iterativamente boas soluções com novas soluções. No entanto, essas classes não são mutuamente exclusivas e muitos algoritmos metaheurísticos combinam ideias de diferentes classes. Combinações de metaheurísticas são chamadas de metaheurísticas híbridas [Glover & Kochenberger, 2006].

O restante deste Capítulo irá apresentar as metaheurísticas *Iterated Local Search* (ILS) e *Variable Neighborhood Search* (VNS), além de apresentar duas estratégias de busca local, que são as estratégias Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho.

4.1.1 Método *Iterated Local search* (ILS)

Segundo Lourenço et al. [2003], o *Iterated Local search* (ILS) é uma metaheurística que incorpora um outro método dentro de um processo iterativo, gerando uma cadeia de soluções. Frequentemente, esse método é algum tipo de algoritmo de busca local, o que justifica o nome da metaheurística. O processo iterativo no ILS consiste em uma perturbação da solução corrente, levando a alguma solução intermediária, que é usada como uma nova solução inicial para o método de busca local. Um critério de aceitação adicional decide qual das soluções manter para continuar o processo de busca.

Algorithm 1: *Iterated Local search*()

```

1  $s_0 \leftarrow$  SoluçãoInicial
2  $s \leftarrow$  LocalSearch( $s_0$ )
3 iter  $\leftarrow$  0 while Critério de parada não foi atendido do
4   | iter  $\leftarrow$  iter + 1
5   |  $s' \leftarrow$  Perturbação( $s$ , histórico)
6   |  $s'' \leftarrow$  LocalSearch( $s'$ )
7   |  $s \leftarrow$  CritérioDeAceitação( $s$ ,  $s''$ )
8 end
```

O Algoritmo 1 ilustra o funcionamento do método ILS. De maneira geral, o método funciona da seguinte forma: dada uma solução inicial s_0 (linha 1), é realizada uma busca local na vizinhança de s_0 (linha 2), gerando uma nova solução s . Em seguida, o algoritmo irá realizar um laço de forma iterativa, enquanto o critério de parada não for atendido. Um critério de parada que pode ser usado é parar após um número máximo de iterações predeterminado.

Nesse laço são feitas as seguintes operações: (i) perturbação da solução corrente (linha 6), em que o algoritmo gera uma solução temporária s' ; (ii) busca local, em que é encontrada uma nova solução s'' , dada a vizinhança da solução temporária; (iii) critério de aceitação, que, com base em um critério de aceitação, decide-se se a solução atual é pior ou melhor do que a nova solução gerada (linha 8).

Esta ideia, conceitualmente simples, que está ilustrada na Figura 4.1, resultou em algoritmos eficientes para muitos problemas de otimização combinatória computacionalmente difíceis.

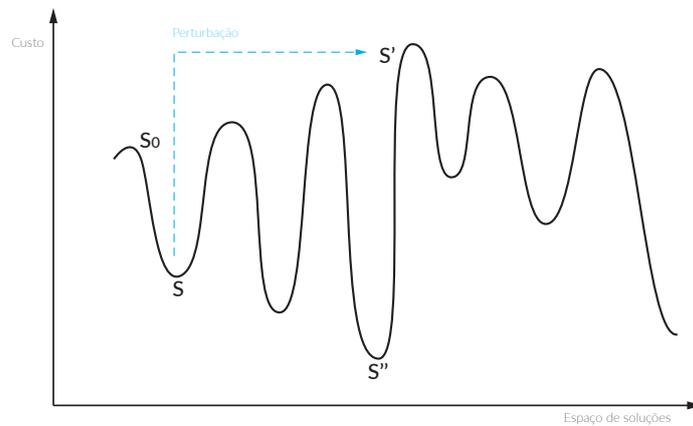


Figura 4.1. Representação gráfica do funcionamento do ILS.

4.1.2 Método *Variable neighborhood descent* (VND)

A metaheurística *Variable neighborhood descent* (VND) é um método de busca local que explora várias estruturas de vizinhança de maneira determinística. Seu sucesso é baseado no simples fato de que diferentes estruturas de vizinhança geralmente não têm o mesmo ótimo local. Assim, o problema de ficar preso em ótimos locais pode ser resolvido pela mudança determinística de vizinhança. De acordo com Duarte et al. [2018], o VND pode ser visto como uma rotina de busca local e, portanto, pode ser usado em outras metaheurísticas.

De modo geral, o VND, apresentado no Algoritmo 2, consiste em um método de busca local que explora o espaço de soluções através de trocas sistemáticas de estruturas de vizinhança (linha 4), aceitando somente soluções de melhora da solução corrente (linha 6) e retornando à primeira estrutura quando uma solução melhor é encontrada. Neste algoritmo, N_n representa a n -ésima estrutura de vizinhança.

Algorithm 2: $VND(s_0)$

```

1 /* Seja  $s_0$  uma solução inicial e  $n_{max}$  o número de estruturas de
   vizinhança */
2  $s \leftarrow s_0$ 
3  $n \leftarrow 1$ 
4 while  $n < n_{max}$  do
5   Encontre o melhor vizinho  $s' \in N_n(s)$ 
6   if  $(s' < s)$  then
7      $s \leftarrow s'$ 
8      $n \leftarrow 1$ 
9   end
10  else
11     $n \leftarrow n + 1$ 
12  end
13 end
14 return  $s$ 

```

4.1.3 Métodos de Busca Local - Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora

Uma heurística de busca local é construída a partir de uma solução inicial s , encontrando uma direção de descida de s , dentro de uma vizinhança $N(s)$, que forneça uma solução em $N(s)$ com menor valor para a função objetivo f . Se não houver direção de descida, a heurística para; caso contrário, uma nova solução, melhor que a solução corrente, é encontrado e o algoritmo continua a busca.

Normalmente, a direção de descida relacionada com a melhor melhoria é usada. Este conjunto de regras é resumido no Algoritmo 3, em que assumimos que uma solução inicial s_0 é dada. A saída consiste em um mínimo local, denotado por s' . Observe que uma estrutura de vizinhança $N(s)$ é definida para todo s pertencente ao conjunto de soluções viáveis. A cada passo, a vizinhança $N(s)$ de s é explorada completamente. Como isso pode consumir muito

Algorithm 3: Busca Local Melhor Vizinho

```

1 function MelhorVizinho( $s$ )
2   do
3      $s' \leftarrow s$ 
4      $s \leftarrow \arg \min_{x \in N(s)} \{f(x)\}$ 
5   while  $f(s) \leq f(s')$ ;
6   return  $s'$ 
7 end

```

Algorithm 4: Busca Local Primeiro de Melhora

```
1 function PrimeirodeMelhora(s)
2   do
3      $s' \leftarrow s$ ;
4      $i \leftarrow 0$ 
5      $N(s) = \{s^1, s^2, \dots, s^{|N(s)|}\}$ 
6     do
7        $i \leftarrow i + 1$ 
8        $s \leftarrow \arg \min \{f(s), f(s^i)\}$ 
9       while  $f(s) < f(s^i)$  ou  $i < |N(s)|$ ;
10    while  $f(s) \geq f(s')$ ;
11    return  $s'$ 
12 end
```

tempo, uma alternativa é usar a heurística de primeiro de melhora, apresentada no Algoritmo 4. Nesta estratégia de busca, as soluções $s^i \in N(s)$ são, então, enumerados sistematicamente e um movimento é feito assim que uma solução melhor que a solução corrente é encontrada.

Capítulo 5

Metodologia

Este Capítulo apresenta um algoritmo heurístico para a construção de uma solução para o problema abordado nesta dissertação, assim como seu refinamento e as buscas locais feitas por um conjunto de estrutura de vizinhanças. É também proposta uma modificação na heurística para avaliação da solução, construída por Easwaran & Uster [2009]. As duas heurísticas de avaliação serão comparadas na seção de resultados.

5.1 Metaheurísticas

5.1.1 Representação da Solução

Uma solução é caracterizada por um par de conjuntos inteiros $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$. \mathcal{S}^u representa o conjunto de CRs abertos. Como existe um único CR para cada tipo de produto, conforme declarado no conjunto de restrições (2.2), o conjunto \mathcal{S}^u possui $|\mathcal{P}|$ elementos (quantidade de produtos distintos), em que o p -ésimo elemento $s^{[p]} \in \mathcal{S}^u$ pode ser visto como o CR que repara o produto p . O conjunto \mathcal{K}^u é referente aos CCs abertos. Logo, \mathcal{K}^u é um subconjunto do conjunto \mathcal{K} , conjunto de todos os locais candidatos a CC. Uma solução viável $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$ deve satisfazer às condições:

$$\sum_{k \in \mathcal{K}^u} B_k \geq \sum_{r \in \mathcal{R}} \sum_{p \in \mathcal{P}} \beta_p \delta_{rp} D_{rp}, \quad (5.1)$$

$$v_{ps^{[p]}} = 1 \quad e \quad \sum_{s \in \mathcal{S}_p \setminus \{s^{[p]}\}} v_{ps} = 0 \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (5.2)$$

A desigualdade (5.1) garante que uma solução viável deve implicar em uma configuração de rede em que a capacidade agregada de armazenamento/processamento nos CCs abertos seja suficiente para acomodar todo o fluxo reverso de produtos vindos dos varejistas. As restrições (5.2)

garantem que, para cada produto p , existirá um único CR aberto, satisfazendo também às restrições (2.2).

Ter uma solução viável $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$ implica em ter valores binários fixos para as variáveis de localização. Especificamente, para cada produto p , definimos $v_{ps^{[p]}}$ como 1 para o local CR $s^{[p]} \in \mathcal{S}^u$. Para todos os outros locais candidatos a CR, $s \in \mathcal{S}_p \setminus \{s^{[p]}\}$, teremos v_{ps} igual a 0. De maneira análoga, para todo CC aberto, $k \in \mathcal{K}^u$, temos c_k igual a 1. Para todos os outros locais candidatos a CC, $k \in \mathcal{K} \setminus \mathcal{K}^u$, c_k será igual 0.

5.1.2 Vizinhanças

O espaço de soluções foi explorado utilizando três tipos de movimentos:

Troca CC: Dada uma solução viável $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$, o movimento considera apenas o conjunto \mathcal{K}^u para construir suas soluções vizinhas. Para cada CC aberto, $CC \in \mathcal{K}^u$, escolhe-se aleatoriamente um valor previamente definido, T_CC, de CCs $\in \mathcal{K} \setminus \mathcal{K}^u$ para formar pares de troca. Se uma troca implica uma violação da restrição de capacidade agregada (5.1), ela é ignorada.

Abre-fecha CC : Dada uma solução viável $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$, o movimento também considera o conjunto \mathcal{K}^u . Esta operação corresponde a abrir um CC fechado ou fechar um CC aberto. Aleatoriamente escolhe-se um número previamente definido, AF_CC, de CCs, para aplicar este movimento. Ignora-se um movimento que implica uma solução que viola a restrição (5.1).

Troca CR: Dada uma solução viável $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$, o movimento considera o conjunto \mathcal{S}^u para caminhar no espaço de soluções. Para gerar soluções vizinhas considerando cada produto, fixa-se um tipo de produto p para o qual algumas trocas de CR devem ser feitas. Então, para o CR aberto $s^{[p]}$, seleciona-se aleatoriamente um número previamente definido T_CR de CRs do conjunto $\mathcal{S}_p \setminus \{s^{[p]}\}$ para formar os pares de troca e as soluções vizinhas correspondentes. Esse processo é repetido até formar soluções vizinhas para todos os produtos.

5.1.3 Construção e Refinamento de uma Solução

Construir uma solução viável consiste em encontrar um conjunto de locais para a abertura de CCs e um conjunto de locais para a abertura de CRs, um por produto p . Para essa finalidade, foi proposto um procedimento para a construção e refinamento de uma solução viável, que será realizado em duas etapas:

Na primeira etapa, uma solução inicial $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$ é gerada de maneira gulosa. Considera-se a abertura de CCs e CRs em locais cujos custos fixos de abertura, dados por F'_k e F_{ps} , são os menores possíveis e que atendam às restrições (5.1) e (5.2).

Na segunda fase, a solução será refinada pelo procedimento *Iterated Local Search* (ILS) [Lourenço et al., 2003], com busca local sendo realizada através de um algoritmo *Variable Neighborhood Descent* (VND) [Hansen & Mladenović, 1999].

O Algoritmo 5 apresenta o algoritmo proposto. Neste algoritmo, `ObjectiveEval` representa a função de avaliação de uma solução e será descrita na Seção 5.1.4. Inicialmente, a solução corrente é perturbada com o movimento abre-fecha CC. Depois a busca local é feita utilizando as outras duas estruturas de vizinhança (troca CC e troca CR). Se a solução gerada for melhor que a solução corrente segundo a função de avaliação, a solução é aceita e passa a ser a solução corrente.

Algorithm 5: ILS()

```

1 /* Refinamento de uma solução  $s=(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$  */
2  $s_0 \leftarrow$  SoluçãoInicial
3  $s \leftarrow$  LocalSearch( $s_0$ )
4  $iter \leftarrow 0$ 
5 while  $iter < iter_{max}$  do
6    $iter \leftarrow iter + 1$ 
7    $s' \leftarrow$  Perturba( $s, level$ )
8    $s'' \leftarrow$  LocalSearch( $s'$ )
9   if  $ObjectiveEval(s'') < ObjectiveEval(s)$  then
10     $s \leftarrow s''$ 
11  end
12 end
13 return  $s$ 

```

Algorithm 6: Perturba($s, level$)

```

1 /* abreCC */
2  $s' \leftarrow s$ 
3  $modifications \leftarrow level + 1$ 
4  $count \leftarrow 1$ 
5 while  $count < modifications$  do
6    $s' \leftarrow$  Abre fecha CC( $s'$ )
7    $count \leftarrow count + 1$ 
8 end
9 return  $s'$ 

```

As iterações no ILS, são controladas pelo parâmetro $iter_{max}$. A perturbação, apresentada no Algoritmo 6, é feita pela estrutura **abre-fecha CC** e é controlada pelo parâmetro $Level$. A busca local é feita através das estruturas **troca CC** e **troca CR**.

Algorithm 7: LocalSearch()

```

1 /* troca CC, troca CR                                     */
2  $s \leftarrow s_0$ 
3  $n \leftarrow 1$ 
4 while  $n \leq n_{max}$  do
5   | Encontre o melhor vizinho  $s' \in N_n(s)$ 
6   | if  $ObjectiveEval(s') < ObjectiveEval(s)$  then
7   |   |  $s \leftarrow s'$ 
8   |   |  $n \leftarrow 1$ 
9   |   | end
10  | else
11  |   |  $n \leftarrow n + 1$ 
12  |   | end
13 end
14 return  $s$ 

```

5.1.4 Função de Avaliação

Uma solução viável $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$ implica em valores binários para as variáveis de localização do modelo. Especificamente, para cada produto p , definimos $v_{ps^{[p]}}$ como 1 para o CR candidato $s^{[p]} \in \mathcal{S}^u$, e para todo $s \in \mathcal{S}_p \setminus \{s^{[p]}\}$, temos v_{ps} igual a 0. Da mesma forma, para cada $k \in \mathcal{K}^u$, temos c_k igual a 1, e para todos os outros CCs candidatos, dados por $\mathcal{K} \setminus \mathcal{K}^u$, c_k é igual 0. O problema de roteamento resultante da definição da localização dos CCs e CRs, $SP(u, w, x, y, z \mid \mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$ pode ser resolvido usando qualquer *solver* de programação linear (LP), sendo assim possível se obter o valor ótimo para o restante das variáveis (u, w, x, y, z) . No entanto, em uma estrutura de pesquisa de vizinhança heurística, como a qualidade de uma solução precisa ser avaliada muitas vezes (especificamente, para cada solução encontrada no processo), o uso de um *solver* LP para este propósito resulta em tempos de execução excessivamente altos para as heurísticas, especialmente para instâncias de grandes dimensões [Easwaran & Uster, 2009].

Então, dada uma solução viável $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$, o fluxo de produtos $SP(u, w, x, y, z \mid \mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$ na rede CLSC pode ser determinado em cinco estágios através de um procedimento heurístico, como mostrado no procedimento `ObjectiveEval`, proposto por Üster et al. [2007] e Easwaran & Uster [2009].

No primeiro estágio, apresentado no Algoritmo 8, atribui-se produtos às variáveis de fluxo u_{prk} de uma forma gulosa, com base nos custos unitários $\theta_{prk}^1 = G_{rk} + \kappa_{pk}$ e na capacidade dos CCs abertos. No segundo estágio, apresentado no Algoritmo 9, determina-se as variáveis de fluxo x_{pks} . Para cada produto p , sabe-se as quantidades que foram coletadas de todos os CCs no estágio anterior, pois os CCs devem enviar a quantidade total de subprodutos para os CRs abertos. No terceiro estágio, apresentado no Algoritmo 10, determina-se o fluxo de produtos

Algorithm 8: Método1 - Estágio 1 do procedimento ObjectiveEval()

```

1 /* Estágio I - Fluxo dos varejistas para os CCs */
2  $RD_{rp} \leftarrow \delta_{rp} D_{rp} \quad \forall p \in \mathcal{P}, r \in \mathcal{R} \quad \theta_{prk}^1 \leftarrow G_{prk} \quad \forall p \in \mathcal{P}, r \in \mathcal{R}, k \in \mathcal{K}^u$  Lista  $\theta_{prk}^1$  em
   ordem crescente foreach  $\theta_{prk}^1$  nesta lista do
3   if  $RD_{rp} > 0$  then
4     if  $B_k \geq \beta_p RD_{rp}$  then
5        $u_{prk} \leftarrow u_{prk} + RD_{rp} \quad B_k \leftarrow B_k - (\beta_p RD_{rp}) \quad RD_{rp} \leftarrow 0$ 
6     else if  $B_k > 0$  then
7        $u_{prk} \leftarrow u_{prk} + (B_k/\beta_p) \quad RD_{rp} \leftarrow RD_{rp} - (B_k/\beta_p) \quad B_k \leftarrow 0$ 
8     end
9   end
10 end

```

Algorithm 9: Estágio 2 do procedimento ObjectiveEval()

```

1 /* Estágio II - Fluxo dos CCs para CRs */
2  $x_{pks} \leftarrow \sum_{r \in \mathcal{R}} \delta_{rp} D_{rp} v_{ps} c_k \quad \forall p \in \mathcal{P}, k \in \mathcal{K}, s \in T_p$ 

```

Algorithm 10: Estágio 3 do procedimento ObjectiveEval()

```

1 /* Estágio III - Fluxo dos DCs para Varejistas */
2  $FD_{rp} \leftarrow D'_{rp} + D_{rp} \quad \forall p \in \mathcal{P}, r \in \mathcal{R} \quad \theta_{pdr}^2 \leftarrow G_{pdr} \quad \forall p \in \mathcal{P}, r \in \mathcal{R}, d \in \mathcal{D}$  Lista  $\theta_{pdr}^2$  em
   ordem crescente foreach  $\theta_{pdr}^2$  nesta lista do
3   if  $FD_{rp} > 0$  then
4     if  $C_d \geq \gamma_p FD_{rp}$  then
5        $w_{pdr} \leftarrow w_{pdr} + FD_{rp} \quad C_d \leftarrow C_d - (\gamma_p FD_{rp}) \quad FD_{rp} \leftarrow 0$ 
6     else if  $C_d > 0$  then
7        $w_{pdr} \leftarrow w_{pdr} + (C_d/\gamma_p) \quad FD_{rp} \leftarrow FD_{rp} - (C_d/\gamma_p) \quad C_d \leftarrow 0$ 
8     end
9   end
10 end

```

entre os CDs e os varejistas. Os produtos são atribuídos às variáveis de fluxo w_{pdr} de forma gulosa, com base no custo unitário $\theta_{pdr}^2 = G_{dr} + \eta_{pd}$ e nas capacidades dos CDs. Nos dois últimos estágios, apresentados no Algoritmo 11, resolve-se o problema de transporte das NPPs e dos CRs para os CDs. Esse processo é feito de maneira separada para cada produto p . Para um p fixo, o CR aberto, juntamente com as NPPS, constituem o conjunto de locais de fornecimento. Este conjunto será representado por T'_p .

Inicialmente, o CR pode usar todos os produtos remanufaturados para atender aos requisitos nos CDs e, portanto, definimos sua capacidade como Q_{pT} em que $T = s^{[p]}$ correspondente ao CR aberto. Associado ao índice T , também definem-se as variáveis de fluxo z_{pTd} e os custos

Algorithm 11: Estágios 4 e 5 do procedimento `ObjectiveEval()`

```

1 foreach produto  $p \in \mathcal{P}$  do
2   /* Estágio IV - Fluxo dos NPPs/CRs para DCs */
3    $T'_p \leftarrow T_p \cup \{s^{[p]}\}$  representa o CR  $s^{[p]}$  no conjunto  $T'_p$   $T \leftarrow |T_p| + 1$ 
    $DCD_{dp} \leftarrow \sum_{r \in \mathcal{R}} w_{pdr} \quad \forall p \in \mathcal{P}, d \in \mathcal{D}$   $\theta^3_{ptd} \leftarrow G_{ptd} \quad \forall p \in \mathcal{P}, d \in \mathcal{D}, t \in T_p$ 
    $\theta^3_{pTd} \leftarrow G_{ps^{[p]}d} \quad \forall p \in \mathcal{P}, d \in \mathcal{D}$   $Q_{pT} \leftarrow \alpha_{ps^{[p]}} \sum_{r \in \mathcal{R} \delta_{rp} D_{rp}} \quad \forall p \in \mathcal{P}, d \in \mathcal{D}, r \in \mathcal{R}$ 
    $z_{pTd} \leftarrow y_{ps^{[p]}d} \quad \forall p \in \mathcal{P}, d \in \mathcal{D}$  Lista  $\theta^3_{ptd}$  em ordem crescente, onde  $t \in T'_p$ 
   foreach  $\theta^3_{ptd}$  nesta lista do
4     if  $DCD_{dp} > 0$  then
5       if  $Q_{pt} \geq DCD_{dp}$  then
6          $z_{ptd} \leftarrow z_{ptd} + DCD_{dp}$   $Q_{pt} \leftarrow Q_{pt} - DCD_{dp}$   $DCD_{dp} \leftarrow 0$ 
7       else if  $Q_{pt} > 0$  then
8          $z_{ptd} \leftarrow z_{ptd} + Q_{pt}$   $DCD_{dp} \leftarrow DCD_{dp} - Q_{pt}$   $Q_{pt} \leftarrow 0$ 
9       end
10    end
11  end
12  /* Estágio V - Ajuste de fluxo */
13  if  $Q_{pT} > 0$  then
14     $\theta^4_{ptd} \leftarrow G_{ps^{[p]}d} - G_{ptd} \quad \forall p \in \mathcal{P}, d \in \mathcal{D}, t \in \mathcal{T}_\sqrt{\quad}$  Lista  $\theta^4_{ptd}$  em ordem crescente,
    onde  $t \in T_p$  foreach  $\theta^4_{ptd}$  nesta lista do
15      if  $Q_{pT} > 0$  then
16        if  $Q_{pT} > z_{ptd}$  then
17           $y_{ps^{[p]}d} \leftarrow y_{ps^{[p]}d} + z_{ptd}$   $Q_{Tp} \leftarrow Q_{pT} - z_{ptd}$   $z_{ptd} \leftarrow 0$ 
18        else if  $Q_{pt} > 0$  then
19           $y_{ps^{[p]}d} \leftarrow y_{ps^{[p]}d} + Q_{Tp}$   $z_{ptd} \leftarrow z_{ptd} - Q_{Tp}$   $Q_{pT} \leftarrow 0$ 
20        end
21      end
22      else if  $Q_{pt} > 0$  then
23        break
24      end
25    end
26  end
27 end

```

unitários $\theta^3_{pTd} = G_{Td} + \nu_{pT}$.

Os produtos vindos de T'_p são atribuídos às variáveis de fluxo z_{ptd} também de forma gulosa, com base nos custos unitários θ^3_{ptd} e nas capacidades de fornecimento Q_{pt} . Ao final dessas atribuições, o CR pode ter alguns produtos remanufaturados não utilizados, no caso $Q_{pT} > 0$. Para que se garanta o uso de toda a quantidade de produtos remanufaturados para atender às demandas dos CDs, na quinta etapa, aumenta-se o fluxo do CR enquanto simultaneamente reduz-se os fluxos das NPPs por uma quantidade equivalente, de uma forma gulosa, com base

no custo unitário $\theta_{ptd}^4 = G_{td} + \nu_{pt}$, até que a restrição (2.6) seja satisfeita. Finalmente, os valores do fluxo das variáveis u, w, x, y, z , juntamente com os valores das variáveis binárias c e v , são usados para estimar o valor da função objetivo $Z(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$, de acordo com a Expressão 2.1, \mathcal{S}^u de uma solução viável $(\mathcal{K}^u, \mathcal{S}^u)$.

Algorithm 12: Método2 - Procedimento ObjectiveEval()

```

1 /* Estágio I - Fluxo dos varejistas para CCs */
2  $RD_{rp} \leftarrow \delta_{rp} D_{rp} \quad \forall p \in \mathcal{P}, r \in \mathcal{R} \quad \theta_{prks}^1 \leftarrow G_{prk} + G_{ks} \quad \forall p \in \mathcal{P}, r \in \mathcal{R}, k \in \mathcal{K}^u, s \in \mathcal{S}^u$ 
   Lista  $\theta_{prks}^1$  em ordem crescente foreach  $\theta_{prks}^1$  nesta do
3   | if  $RD_{rp} > 0$  then
4   |   | if  $B_k \geq \beta_p RD_{rp}$  then
5   |   |   |  $u_{prk} \leftarrow u_{prk} + RD_{rp} \quad B_k \leftarrow B_k - (\beta_p RD_{rp}) \quad RD_{rp} \leftarrow 0$ 
6   |   |   | else if  $B_k > 0$  then
7   |   |   |   |  $u_{prk} \leftarrow u_{prk} + (B_k / \beta_p) \quad RD_{rp} \leftarrow RD_{rp} - (B_k / \beta_p) \quad B_k \leftarrow 0$ 
8   |   |   | end
9   |   | end
10 end

```

Neste trabalho, foi proposta uma modificação no primeiro estágio da heurística de transbordo `ObjectiveEval`. No primeiro estágio, proposto por Easwaran & Uster [2009], atribui-se produtos às variáveis de fluxo u_{prk} , de uma forma gulosa, com base nos custos unitários θ_{prk}^1 e na capacidade dos CCs abertos. θ_{prk}^1 representa os custo de transporte dos varejistas até os CCs, somados ao custo de processamento nos CCs.

O Algoritmo 12, aqui proposto, que será denominado **Método 2**, considera θ_{prk}^1 com os mesmos custos do Algoritmo 8, somados aos custos de transporte dos CCs para os CRs. Dessa maneira, a atribuição de fluxo às variáveis u_{prk} também irá levar em conta a “distância” dos CCs aos CRs, de modo que as chances que um produto $p \in \mathcal{P}$ vá para um CC mais próximo que tenha um menor custo de transporte até CR onde ele deverá ser reparado sejam maiores.

Capítulo 6

Experimentos Computacionais

Este Capítulo apresenta os experimentos computacionais realizados para comparar os algoritmos desenvolvidos. O modelo de programação matemática foi implementado usando o otimizador CPLEX, versão 12.7.1, com a configuração padrão. O algoritmo heurístico proposto, baseado nas metaheurísticas ILS e VND, foi implementado na linguagem C++ usando o compilador gcc, versão 5.4.0. Todos os testes foram realizados em um computador Intel Core i7-8565U CPU 1.80GHz com 16 GB de RAM, sob o sistema operacional Ubuntu, versão 18.04.

Este capítulo está organizado da seguinte forma. A Seção 6.1 apresenta a configuração dos conjuntos de teste utilizados. Na Seção 6.2 são comparados os resultados obtidos pelas heurísticas propostas e o CPLEX. Na Seção 6.3 são comparados os resultados entre o método heurístico base de avaliação das soluções e o método de avaliação das soluções proposto neste trabalho.

6.1 Configuração dos experimentos

Para a realização dos experimentos computacionais, foram utilizados dois conjuntos de problemas-teste, denominados *Instâncias-Pequenas* e *Instâncias-Grandes*, gerados por Easwaran & Uster [2009]. Esses conjuntos estão divididos em doze classes, sendo que cada classe contém dez problemas. Os dois conjuntos se diferenciam na quantidade de produtos, varejistas e locais candidatos a CC. As características das classes encontram-se explicitadas na Tabela 6.1.

Easwaran & Uster [2009] utilizaram distribuições uniformes para criar aleatoriamente o número de NPPs ($|\mathcal{T}_p|$) e de potenciais CRs ($|\mathcal{S}_p|$) para cada produto p e calcular o número de locais CD ($|\mathcal{D}|$) proporcional ao número de locais de varejo, como mostrado na Tabela 6.2. Distribuições uniformes também são utilizadas, conforme apresentado na Tabela 6.3, para gerar as demandas (D_{rp} e D'_{rp}), as frações de retorno δ_{rp} , as frações de recuperação α_{ps} e os coeficientes de capacidade de armazenamento (γ_p e β_p). Também, como apresentado na Tabela 6.3, foram

Tabela 6.1. Características das instâncias utilizadas no conjunto de experimento em que $|\mathcal{P}|$, $|\mathcal{R}|$ e $|\mathcal{K}|$ representam a quantidade de produtos, varejistas e locais candidatos a CC respectivamente.

Instâncias Pequenas				Instâncias Grandes			
Classe	$ \mathcal{P} $	$ \mathcal{R} $	$ \mathcal{K} $	Classe	$ \mathcal{P} $	$ \mathcal{R} $	$ \mathcal{K} $
C1	5	60	25	C1	5	240	25
C2	5	60	35	C2	5	240	35
C3	5	90	25	C3	5	300	25
C4	5	90	35	C4	5	300	35
C5	5	120	25	C5	5	360	25
C6	5	120	35	C6	5	360	35
C7	10	60	25	C7	10	240	25
C8	10	60	35	C8	10	240	35
C9	10	90	25	C9	10	300	25
C10	10	90	35	C10	10	300	35
C11	10	120	25	C11	10	360	25
C12	10	120	35	C12	10	360	35

Tabela 6.2. Distribuições Uniformes utilizadas para a geração do número de plantas ($|\mathcal{T}_p|$) e centros de reparo ($|\mathcal{T}_r|$) para cada produto p . A quantidade de centros de distribuição ($|\mathcal{D}|$) é proporcional ao numero de locais de varejo ($|\mathcal{R}|$).

Distribuição por conjuntos		
Parâmetro	Instâncias Pequenas	Instâncias Grandes
$ \mathcal{T}_p $	Uniforme[1,5]	Uniforme[5,10]
$ \mathcal{S}_p $	Uniforme[2,10]	Uniforme[8,20]
$ \mathcal{D} $	$\lfloor \mathcal{R} /12 \rfloor$	$\lfloor \mathcal{R} /12 \rfloor$

geradas aleatoriamente as capacidades de armazenamento e processamento C_d , B_k , Q_{pt} para os CDs, os CCs e as NPPs, respectivamente. O conjunto completo, que inclui um total de 240 instâncias, pode ser encontrado em <http://ise.tamu.edu/LNS/clsc-data.html>.

Todas as instâncias de teste foram geradas de tal forma que as compensações de custo inerentes (que são comumente observadas em instâncias realistas) entre os principais componentes de custo (ou seja, processamento, transporte e custos operacionais fixos) que constituem a função objetivo são refletidos nas instâncias. Mais especificamente, quando uma instância é otimizada, a contribuição no valor da função objetivo de nenhum desses componentes se destaca da contribuição dos demais; em vez disso, eles são equilibrados.

Nas análises dos experimentos relacionadas à qualidade da solução fornecida por cada algoritmo, foi utilizado o conceito de *gap* como a diferença percentual entre a solução alcançada pelo algoritmo (S^*) e a solução ótima fornecida pelo CPLEX (S_{CPLEX}). A Equação (6.1)

Tabela 6.3. Tabela de distribuição por parâmetro gerado. As notações TD_p e $TR_p, \forall p \in \mathcal{P}$ foram usadas para representar a quantidade total de demanda dado por $\sum_{r \in \mathcal{R}} (D_{rp} + D'_{rp})$ e a quantidade total retornada dado por $\sum_{r \in \mathcal{R}} \delta_{rv} D_{rv}$, respectivamente.

Parâmetro	Distribuição
D_{rp}	Uniforme[200, 350]
D'_{rp}	Uniforme[400, 550]
δ_{rp}	Uniforme[0.7, 0.9]
α_{ps}	Uniforme[0.8, 0.98]
γ_p	Uniforme[1, 10]
β_p	Uniforme[1, γ_p]
C_d	Uniforme[0.1, 0.3] * $\sum_{p \in \mathcal{P}} \gamma_p TD_p$
Q_{pt}	Uniforme[0.1, 0.4] * $\sum_{r \in \mathcal{R}} TD_p$
B_k	Uniforme[0.1, 0.4] * $\sum_{p \in \mathcal{P}} \beta_p TR_p$

apresenta uma definição formal da fórmula para o cálculo do *gap*:

$$GAP = 100 \frac{S^* - S_{CPLEX}}{S_{CPLEX}} \quad (6.1)$$

6.2 Comparação entre os algoritmos propostos e o CPLEX

Nessa seção foram conduzidos experimentos para comparação entre os algoritmos propostos e o método CPLEX. Como métrica de avaliação, foram utilizados o *gap* para comparar a qualidade das soluções obtidas e o tempo computacional gasto por cada algoritmo. No algoritmo 5, o parâmetro $iter_{max}$ foi definido como 25. Os parâmetros T_CC, T_CR e AF_CC seguiram os valores utilizados em Easwaran & Uster [2009], ou seja, foram definidos como 3.

Para evitar instabilidade nos valores reportados pelos experimentos, para cada instância utilizada foi replicado o seu protocolo de experimentação 30 vezes e reportado apenas a média dos valores de *gap* e tempo de execução.

Com o objetivo de auxiliar na interpretação dos resultados, foram reportados apenas as médias dos resultados por classe das instâncias. Dessa forma, cada classe representa um total de 10 instâncias, e o *gap* e o tempo reportados são as médias dos valores dos conjuntos de 10 instâncias. Os resultados para cada instância separadamente são apresentados nos Apêndices A-D.

Primeiramente, foram avaliadas duas versões do Algoritmo ILS/VND utilizando duas estratégias de buscas: primeiro de melhora e melhor vizinho. As duas versões do algoritmo usam

Tabela 6.4. Resultado da meta-heurística ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias pequenas, utilizando duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho.

Instâncias pequenas - <i>gap</i> médio		
Classe	<i>gap</i> (Médio) (%) Melhor Vizinho	<i>gap</i> (Médio) (%) Primeiro de Melhora
1	5	34
2	6	30
3	7	41
4	8	38
5	7	37
6	4	31
7	8	44
8	6	40
9	5	33
10	14	46
11	9	43
12	21	62

o procedimento heurístico Método 1, mostrado no Algoritmo 12, para avaliação da solução. Para analisar os resultados desses experimentos, inicialmente, a qualidade das soluções encontradas por cada algoritmo foi comparada utilizando a métrica de *gap* definida na Equação (6.1). Estes resultados podem ser vistos na Tabela 6.4. Em seguida, a eficiência dos métodos foi comparada utilizando a métrica tempo de resolução em segundos. Estes resultados podem ser vistos na Tabela 6.5, em que a coluna “Tempo” apresenta o tempo médio necessário para convergência da solução ótima (Tempo CPLEX) e das estratégias de busca até os seus respectivos critérios de parada.

Como pode ser observado na Tabela 6.4, para todas as classes de instâncias pequenas, a estratégia de busca Melhor Vizinho atingiu um valor de *gap* consideravelmente menor do que a estratégia de busca Primeiro de Melhora. A estratégia Primeiro de Melhora evita a pesquisa exaustiva pelo melhor vizinho dentro do espaço de soluções, apenas explorando toda a vizinhança no seu pior caso. Apesar dessa abordagem diminuir o tempo computacional (Tabela 6.5), aumentando assim a eficiência do método, sua queda de desempenho se mostrou no mínimo 2,95 pior (classe 12) e no máximo 7,75 pior (classe 6) em comparação com os valores de *gap* atingidos pela estratégia de Melhor Vizinho. Essa queda de desempenho demonstra a ineficiência da estratégia Primeiro de Melhora, mesmo que para instâncias pequenas, dentro do problema proposto por este trabalho.

Explorando os resultados apresentados na Tabela 6.5, pode-se destacar alguns pontos relevantes a serem discutidos. Assim como esperado, o CPLEX possui os maiores tempos de

Tabela 6.5. Tempo de execução computacional da metaheurística ILS/VND comparado ao do CPLEX, para instâncias pequenas, utilizando duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho.

Instâncias pequenas - tempo médio (segundos)			
Classe	Tempo CPLEX (s)	Tempo (Médio) (s) Melhor Vizinho	Tempo (Médio) (s) Primeiro de Melhora
1	7,14	2,08	1,24
2	15,71	5,17	2,86
3	24,42	7,17	3,89
4	39,70	11,59	6,33
5	24,60	7,32	4,20
6	50,13	14,68	8,21
7	66,90	19,49	10,53
8	241,01	70,67	38,06
9	31,68	9,23	5,11
10	2839,39	394,65	180,87
11	113,71	33,12	18,33
12	953,28	296,57	164,10

execução para todas as instâncias, garantindo, entretanto, sempre a solução ótima para pequenas instâncias em tempo hábil. O Primeiro de Melhora conseguiu ser mais rápido, no melhor dos casos ele é 15,7 vezes mais rápido que o CPLEX e 7,19 vezes mais rápido que o Melhor Vizinho. Entretanto, como já discutido nas análises anteriores, o compromisso entre qualidade de solução e tempo de execução aumenta consideravelmente os valores de *gap*, tornando uma metodologia ineficaz para ser utilizada no problema. Já a estratégia baseada no Melhor Vizinho apresenta um bom compromisso entre tempo computacional e qualidade de execução, sendo, no melhor caso, 7,19 vezes mais rápido que o CPLEX (classe 10) e no seu pior caso 3,04 vezes mais rápido que o CPLEX (classe 2) com um *gap* de 9% e 6%, respectivamente. Esse resultado reforça a viabilidade da utilização de métodos baseados em metaheurísticas como alternativas para a resolução de problemas de CLSC por fornecer boas soluções dentro de um tempo computacional aceitável.

As Tabelas 6.6 e 6.7 apresentam os resultados dos experimentos computacionais para instâncias grandes do problema. Explorando os resultados destas tabelas, podemos destacar alguns pontos relevantes. Por não ser possível obter o valor ótimo em um tempo viável, as execuções no otimizador CPLEX foram limitadas a 3600 segundos para instâncias grandes, conforme mostra a Tabela 6.7. A Tabela 6.6 mostra a qualidade da metaheurística ILS/VND comparada ao CPLEX, para as instâncias grandes, utilizando as duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho. Nessa avaliação é utilizado um contador de instâncias por classe nas quais o valor da função objetivo foi menor que a referência alcançada pelo

Tabela 6.6. Avaliação da qualidade das soluções dos algoritmos ILS/VND comparadas ao CPLEX, em instâncias grandes, utilizando duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho. Nessa avaliação é utilizado um contador de instâncias por classe as quais o valor da função objetivo foi menor que a referência alcançada pelo CPLEX.

Instâncias Grandes - Contagem de Instâncias			
Classe	Contador Melhor Vizinho <CPLEX	Contador Primeiro de Melhora <CPLEX	Contador Melhor Vizinho <Primeiro de Melhora
1	10	8	10
2	9	7	10
3	10	7	10
4	9	6	10
5	10	6	10
6	9	6	10
7	10	8	10
8	9	6	10
9	9	8	10
10	10	6	10
11	10	7	10
12	8	5	10

CPLEX. As duas estratégias obtiveram soluções de maior qualidade se comparadas ao CPLEX para as instâncias grandes, dentro de um tempo computacional menor (Tabela 6.7).

6.3 Comparação entre Função de Avaliação Base e Função de Avaliação Proposta

Como mencionado anteriormente, todos os experimentos apresentados na seção anterior, usa o método heurístico de avaliação da solução proposto neste trabalho, método de avaliação 1. Além disso, foi implementada uma variação da heurística de avaliação, método de avaliação 2, proposta por Easwaran & Uster [2009], de acordo com a Seção 5.1.4. Enquanto, no método de avaliação 1, os estágios I e II por um único foram substituídos por um único estágio consistindo em todas as variáveis de fluxo do canal reverso, no método de avaliação 2, estes estágios são executados de forma sequencial.

Na variação proposta neste trabalho, em vez de determinar as variáveis de fluxo relacionadas ao canal reverso em dois estágios distintos, foram incluídos todos os locais do canal para consideração de uma só vez. Esta variação fornece melhores estimativas da função objetivo, mas os tempos computacionais são um pouco mais elevados. Estes resultados podem ser observados

Tabela 6.7. Tempo gasto pela metaheurística ILS/VND, em instâncias grandes, utilizando duas estratégias de buscas: Primeiro de Melhora e Melhor Vizinho.

Instâncias Grandes - Tempo Médio por Classe		
Classe	Tempo Médio (segundos) Melhor vizinho	Tempo Médio (segundos) Primeiro de Melhora
1	43,37	27,74
2	44,28	26,48
3	269,49	161,22
4	329,33	155,74
5	328,93	170,51
6	818,22	433,66
7	691,21	366,34
8	1464,34	776,10
9	298,29	161,16
10	3571,02	1733,66
11	940,72	498,58
12	6000,74	3020,03

nas Tabelas 6.8-6.9, que mostram o *gap* médio entre o CPLEX a as funções de avaliação 1 e 2 para as instâncias pequenas, e nas Tabelas 6.10-6.11, que mostram a contagem de melhores soluções obtidas entre o CPLEX a as funções de avaliação 1 e 2 e os tempos de execução para as instâncias grandes. De acordo com estas tabelas, o *gap* médio obtido pelo método de avaliação proposto é menor que o *gap* usando o método de avaliação 2 (veja Figura 6.1). No entanto, o método de avaliação proposto não aumenta significativamente o tempo de execução, conforme mostram as Tabelas 6.9-6.11.

Tabela 6.8. Avaliação dos *gaps* obtidos pelo algoritmo ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias pequenas, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009].

Instâncias pequenas - <i>Gap</i> médio		
Classe	<i>Gap</i> (médio) (%)	<i>Gap</i> (médio) (%)
	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2
1	5	12
2	6	14
3	7	16
4	8	17
5	7	16
6	4	12
7	8	17
8	6	14
9	5	13
10	14	23
11	9	17
12	21	34

Classe x *GAP* Médio (%)



Figura 6.1. Avaliação dos *gaps* obtidos pelo algoritmo ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias pequenas, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009].

Tabela 6.9. Avaliação de eficiência da meta-heurística ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias pequenas, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009].

Instâncias pequenas - Tempo médio (segundos)			
Classe	Tempo CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2
1	7,14	2,08	2,11
2	15,71	5,17	5,82
3	24,42	7,17	6,64
4	39,70	11,59	10,76
5	24,60	7,32	6,77
6	50,13	14,68	13,30
7	66,90	19,49	20,00
8	241,00	70,67	66,25
9	31,68	9,23	8,58
10	2839,39	394,65	381,56
11	113,71	33,12	30,81
12	953,28	296,57	272,33

Tabela 6.10. Avaliação de eficácia da metaheurística ILS/VND comparada ao CPLEX, em instâncias grandes, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009]. Nessa avaliação é utilizado um contador de instâncias por classe nas quais o valor da função objetivo foi menor que a referencia alcançada pelo CPLEX.

Instâncias Grandes - Contagem de Instâncias			
Classe	Contador Função de avaliação 1 <CPLEX	Contador Função de avaliação 2 <CPLEX	Contador Método 1 <Método 2
1	10	9	9
2	9	9	9
3	10	8	8
4	9	7	9
5	10	8	9
6	9	7	9
7	10	10	9
8	9	8	8
9	9	9	8
10	10	10	9
11	10	10	10
12	8	7	9

Tabela 6.11. Avaliação de eficiência da metaheurística ILS/VND comparado ao CPLEX, em instâncias grandes, utilizando a função de avaliação proposta pelo trabalho (Função de avaliação 1) e a proposta em Easwaran & Uster [2009].

Instâncias Grandes - Tempo Médio por Classe		
Classe	Tempo Médio (segundos) Método 1	Tempo Médio (segundos) Método 2
1	43,37	32,85
2	44,28	29,13
3	269,49	177,34
4	329,33	158,85
5	328,93	173,92
6	818,22	526,06
7	691,21	384,66
8	1464,34	814,91
9	298,29	189,99
10	3571,02	2253,76
11	940,72	573,37
12	6000,74	3473,03

Capítulo 7

Conclusão e Sugestões de Trabalhos Futuros

Nesta dissertação foi apresentado o estudo do problema de projeto de rede, especificamente para cadeias de suprimentos multiproduto, capacitada e em circuito fechado.

Inicialmente, foi proposto um algoritmo ILS/VND para determinar a localização dos centros de coleta e centros de reparo em uma CLSC. Foram realizados experimentos computacionais para comparação de duas estratégias de buscas nas vizinhanças. As duas estratégias foram avaliadas em termos de qualidade da solução e eficiência em relação ao método CPLEX. Como resultado desse conjunto de experimentos, foi possível observar que o método de Primeiro de Melhora conseguiu a melhor eficiência de todos. Entretanto, a estratégia do Melhor Vizinho apresentou o melhor compromisso entre tempo de resolução e qualidade da solução, tornando-se, no melhor caso, 7,19 vezes mais rápido que o CPLEX (classe 10) e, no seu pior caso, 3,04 vezes mais rápido que o CPLEX (classe 2), com um valor de *gap* de 9% e 6%, respectivamente.

Logo em seguida, foi feita a comparação da função de avaliação utilizada em Easwaran & Uster [2009] e uma modificação proposta nesta dissertação. Nesse experimento foi observado que a modificação proposta obteve melhores estimativas da função objetivo, com um acréscimo mínimo no tempo computacional. A consequência direta desses resultados reforça a viabilidade da utilização de métodos baseados em metaheurísticas para a resolução de problemas de CLSC.

Como trabalhos futuros, sugere-se a análise da influência do tamanho das vizinhanças a cada iteração do procedimento VND, o qual é responsável pela busca local dentro do algoritmo ILS, já que esse procedimento requer um tempo de processamento muito elevado para avaliar a vizinhança completa de uma solução.

Referências Bibliográficas

- Aghezzaf, E. (2005). Capacity planning and warehouse location in supply chains with uncertain demands. *Journal of the Operational Research Society*, 56(4):453--462.
- Barros, A. I.; Dekker, R. & Scholten, V. (1998). A two-level network for recycling sand: a case study. *European journal of operational research*, 110(2):199--214.
- Beamon, B. M. & Fernandes, C. (2004). Supply-chain network configuration for product recovery. *Production Planning & Control*, 15(3):270--281.
- Chen, H. & He, H. (2010). Reverse logistics demand forecasting under demand uncertainty. Em *ICLEM 2010: Logistics For Sustained Economic Development: Infrastructure, Information, Integration*, pp. 343--348.
- Cordeau, J.-F.; Pasin, F. & Solomon, M. M. (2006). An integrated model for logistics network design. *Annals of operations research*, 144(1):59--82.
- Dowlatshahi, S. (2000). Developing a theory of reverse logistics. *Interfaces*, 30(3):143--155.
- Duarte, A.; Sánchez-Oro, J.; Mladenović, N. & Todosijević, R. (2018). *Variable Neighborhood Descent*, pp. 341--367. Springer International Publishing, Cham.
- Easwaran, G. & Uster, H. (2009). Tabu search and benders decomposition approaches for a capacitated closed-loop supply chain network design problem. *Transportation Science*, 43(3):301--320.
- Fleischmann, M.; Beullens, P.; BLOEMHOF-RUWAARD, J. M. & Van Wassenhove, L. N. (2001). The impact of product recovery on logistics network design. *Production and operations management*, 10(2):156--173.
- Geoffrion, A. M. & Graves, G. W. (1974). Multicommodity distribution system design by benders decomposition. *Management science*, 20(5):822--844.

- Georgiadis, P. & Besiou, M. (2010). Environmental and economical sustainability of weee closed-loop supply chains with recycling: a system dynamics analysis. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 47(5-8):475--493.
- Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers operations research*, 13(5):533--549.
- Glover, F. W. & Kochenberger, G. A. (2006). *Handbook of metaheuristics*, volume 57. Springer Science & Business Media.
- Govindan, K.; Soleimani, H. & Kannan, D. (2015). Reverse logistics and closed-loop supply chain: A comprehensive review to explore the future. *European Journal of Operational Research*, 240(3):603--626.
- Hansen, P. & Mladenović, N. (1999). An introduction to variable neighborhood search. Em *Meta-heuristics*, pp. 433--458. Springer.
- Jayaraman, V.; Guide Jr, V. D. R. & Srivastava, R. (1999). A closed-loop logistics model for remanufacturing. *Journal of the operational research society*, 50(5):497--508.
- Keskin, B. B. & Üster, H. (2007). Meta-heuristic approaches with memory and evolution for a multi-product production/distribution system design problem. *European Journal of Operational Research*, 182(2):663--682.
- Ko, H. J. & Evans, G. W. (2007). A genetic algorithm-based heuristic for the dynamic integrated forward/reverse logistics network for 3pls. *Computers & Operations Research*, 34(2):346--366.
- Li, J.; Tian, B.; Liu, T.; Liu, H.; Wen, X. & Honda, S. (2006). Status quo of e-waste management in mainland china. *Journal of Material Cycles and Waste Management*, 8(1):13--20.
- Lieckens, K. & Vandaele, N. (2007). Reverse logistics network design with stochastic lead times. *Computers & Operations Research*, 34(2):395--416.
- Listeş, O. (2007). A generic stochastic model for supply-and-return network design. *Computers & Operations Research*, 34(2):417--442.
- Listeş, O. & Dekker, R. (2005). A stochastic approach to a case study for product recovery network design. *European Journal of Operational Research*, 160(1):268--287.
- Lourenço, H. R.; Martin, O. C. & Stützle, T. (2003). Iterated local search. Em *Handbook of metaheuristics*, pp. 320--353. Springer.

- Marin, A. & Pelegrín, B. (1998). The return plant location problem: Modelling and resolution. *European journal of operational research*, 104(2):375--392.
- Quariguasi Frota Neto, J.; Walther, G.; Bloemhof, J.; Van Nunen, J. & Spengler, T. (2010). From closed-loop to sustainable supply chains: the weee case. *International Journal of Production Research*, 48(15):4463--4481.
- Sahyouni, K.; Savaskan, R. C. & Daskin, M. S. (2007). A facility location model for bidirectional flows. *Transportation Science*, 41(4):484--499.
- Salema, M.; Póvoa, A. & Novais, A. Q. (2006). A warehouse-based design model for reverse logistics. *Journal of the Operational Research Society*, 57(6):615--629.
- Santoso, T.; Ahmed, S.; Goetschalckx, M. & Shapiro, A. (2005). A stochastic programming approach for supply chain network design under uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 167(1):96--115.
- Srivastava, S. K. (2007). Green supply-chain management: a state-of-the-art literature review. *International journal of management reviews*, 9(1):53--80.
- Tibben-Lembke, R. S. & Rogers, D. S. (2002). Differences between forward and reverse logistics in a retail environment. *Supply Chain Management: An International Journal*.
- Tsiakis, P.; Shah, N. & Pantelides, C. C. (2001). Design of multi-echelon supply chain networks under demand uncertainty. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 40(16):3585--3604.
- Üster, H.; Easwaran, G.; Akçali, E. & Çetinkaya, S. (2007). Benders decomposition with alternative multiple cuts for a multi-product closed-loop supply chain network design model. *Naval Research Logistics (NRL)*, 54(8):890--907.
- Üster, H. & Hwang, S. O. (2016). Closed-loop supply chain network design under demand and return uncertainty. *Transportation Science*, 51(4):1063--1085.
- Van Wassenhove, L. N. et al. (2009). The evolution of closed-loop supply chain research. *Operations research*, (1):10--19.
- Zeballos, L. J.; Méndez, C. A.; Barbosa-Povoa, A. P. & Novais, A. Q. (2014). Multi-period design and planning of closed-loop supply chains with uncertain supply and demand. *Computers & Chemical Engineering*, 66:151--164.
- Zhang, Z.-H.; Berenguer, G. & Shen, Z.-J. (2014). A capacitated facility location model with bidirectional flows. *Transportation Science*, 49(1):114--129.

Apêndice A

Resultados individuais por instância para instâncias pequenas: gaps

(Continua)

Instâncias pequenas - Classe 1					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_1	123092500	123092500	153472000	0	25
Cap_H_U_2	92771170,55	102882179,6	125075505,5	11	35
Cap_H_U_3	111467240,5	124467560,3	155306370,1	12	39
Cap_H_U_4	123162223,8	123162294	153564116,1	0	25
Cap_H_U_5	144095411,4	144095501,4	188400717,1	0	31
Cap_H_U_6	154015118,8	154989119,9	195409958,1	1	27
Cap_H_U_7	129276373,6	129276379,3	161634719,7	0	25
Cap_H_U_8	153489882,5	181620678,8	225946960,7	18	47
Cap_H_U_9	137041359,8	137041359,8	212996902,9	0	55
Cap_H_U_10	132567034,3	144303225,5	179475005,1	9	35
Instâncias pequenas - Classe 2					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_11	95399804,66	98479825,38	120459666	3	26

(Continuação)

Cap_H_U_12	102889513,1	117497031,8	143602703,8	14	40
Cap_H_U_13	110567877,1	123836022,3	152197864,8	12	38
Cap_H_U_14	82814313,08	82814313,08	100304793,3	0	21
Cap_H_U_15	116694502,5	133031732,9	163814458,3	14	40
Cap_H_U_16	115890930,4	115890930,4	143965928,1	0	24
Cap_H_U_17	78133517,64	78133517,64	94126143,28	0	20
Cap_H_U_18	127046447,5	127046459,5	158691224,5	0	25
Cap_H_U_19	85721869,22	95151274,83	114986583,8	11	34
Cap_H_U_20	73559591,84	80915551,02	96547914,29	10	31
Instâncias pequenas - Classe 3					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_21	259025267,3	284927794,1	362691158,6	10	40
Cap_H_U_22	195243709,5	220625391,7	277900531,1	13	42
Cap_H_U_23	201141894,2	201141898,8	256497205,6	0	28
Cap_H_U_24	274124501	274124501	352834241,4	0	29
Cap_H_U_25	233854094,3	233854197,8	290323259,7	0	24
Cap_H_U_26	238465591,3	238465793,3	305764712,8	0	28
Cap_H_U_27	247034053,3	276678139,6	425275765,6	12	72
Cap_H_U_28	203510793,2	227932088,4	287708636,5	12	41
Cap_H_U_29	229693969,9	261851125,7	344948307,6	14	50
Cap_H_U_30	229907715,1	252898486,6	359991782,7	10	57
Instâncias pequenas - Classe 4					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_31	205384297,1	232084255,7	323609769,2	13	58
Cap_H_U_32	205279641,2	225807605,3	275302203	10	34
Cap_H_U_33	230584935,3	230584935,3	286138617,1	0	24
Cap_H_U_34	152769942,1	152769942,1	189590824,8	0	24
Cap_H_U_35	243124456,2	267436901,9	342304739,3	10	41
Cap_H_U_36	270095984,8	302507503	382088886	12	41

(Continuação)

Cap_H_U_37	172255535,7	192926200	242138471,1	12	41
Cap_H_U_38	234840935,2	234840935,2	300979934,5	0	28
Cap_H_U_39	257047272,4	285913681,1	355777251,4	11	38
Cap_H_U_40	226037510	253939580,2	332748669,5	12	47
Instâncias pequenas - Classe 5					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_41	245117054,9	245117054,9	309642071,3	0	26
Cap_H_U_42	150191471,6	150191471,6	192246472	0	28
Cap_H_U_43	228445444	228445444	281115613,9	0	23
Cap_H_U_44	186057988,7	208384947,4	265983607,3	12	43
Cap_H_U_45	208571408,7	229428549,6	290289871,5	10	39
Cap_H_U_46	161033580,7	161033580,7	203554226,5	0	26
Cap_H_U_47	167968559,4	184765415,3	242102896,2	10	44
Cap_H_U_48	175905829,7	197014529,2	282641765,6	12	61
Cap_H_U_49	198274859,3	220085093,9	277794484	11	40
Cap_H_U_50	117508243,8	135134480,3	166370953,8	15	42
Instâncias pequenas - Classe 6					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_51	194516407,6	213968048,3	270120944,9	10	39
Cap_H_U_52	210677896,5	210677896,5	269084723,3	0	28
Cap_H_U_53	199892789,2	199892789,2	254848381,7	0	27
Cap_H_U_54	190448707,6	190448707,6	242382194	0	27
Cap_H_U_55	140759192,8	168911031,3	209166648,8	20	49
Cap_H_U_56	204666917,8	204666917,8	261150231,4	0	28
Cap_H_U_57	166327946,6	166327946,6	210542789,5	0	27
Cap_H_U_58	143976498,9	143976498,9	181038878,6	0	26
Cap_H_U_59	198553554,9	198553554,9	253080592,5	0	27
Cap_H_U_60	108596462,4	121628037,8	149323542,1	12	38
Instâncias pequenas - Classe 7					

(Continuação)

Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhor (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhor
Cap_H_U_61	350822064,9	350822064,9	454075025,7	0	29
Cap_H_U_62	378008436	378008436	493741119,9	0	31
Cap_H_U_63	386416673,6	386416673,6	539701576,5	0	40
Cap_H_U_64	345133632	383098331,5	510933716,6	11	48
Cap_H_U_65	360063931,1	403271602,9	512362472,3	12	42
Cap_H_U_66	401585969,5	449776285,9	604613261,5	12	51
Cap_H_U_67	456687970	570859962,5	761650849,4	25	67
Cap_H_U_68	321346062,4	356694129,2	455816979,2	11	42
Cap_H_U_69	286273936,2	317764069,1	410810627,4	11	44
Cap_H_U_70	407924472,9	407924472,9	586559630,4	0	44
Instâncias pequenas - Classe 8					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhor (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhor
Cap_H_U_71	330820035,2	360593838,3	478453221,8	9	45
Cap_H_U_72	420890059,8	471396866,9	621483209,5	12	48
Cap_H_U_73	337083386,9	343825054,6	447063722,4	0	33
Cap_H_U_74	431428322,9	431428322,9	582046702,4	0	35
Cap_H_U_75	353676302,7	353676302,7	542724932,1	0	53
Cap_H_U_76	351840670,1	351840670,1	490603651,5	0	39
Cap_H_U_77	352035301,6	352035301,6	448635792,1	0	27
Cap_H_U_78	315733617,4	353621651,4	432385497,1	12	37
Cap_H_U_79	238995905,5	265285455,1	339087436,3	11	42
Cap_H_U_80	353102441,5	391943710,1	498221557,3	11	41
Instâncias pequenas - Classe 9					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhor (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhor
Cap_H_U_81	135011302,2	135011302,2	173255158	0	28

(Continuação)

Cap_H_U_82	331071044,7	331071044,7	421382258,1	0	27
Cap_H_U_83	265631860,3	265631860,3	341623955,6	0	29
Cap_H_U_84	161149592,4	161149592,4	203707362	0	26
Cap_H_U_85	170454712,9	187500184,2	235592413	10	38
Cap_H_U_86	338196866,6	375060325	479802741,1	11	42
Cap_H_U_87	291817735,9	294444095,5	379209624,9	1	30
Cap_H_U_88	221455184,8	223448281,4	285602805	1	29
Cap_H_U_89	208123247,5	230808681,4	291800835,7	11	40
Cap_H_U_90	233288788,2	261283442,8	331124953,2	12	42
Instâncias pequenas - Classe 10					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_91	441569239	454816316,1	589095434,2	3	33
Cap_H_U_92	441183991,5	591186548,6	745855709,4	34	69
Cap_H_U_93	463843493,3	463843493,3	626455485,8	0	35
Cap_H_U_94	430190858,9	473209944,8	608313782,6	10	41
Cap_H_U_95	262040359,4	343272870,8	435541369,7	31	66
Cap_H_U_96	359439273,9	474459841,5	597723394,3	32	66
Cap_H_U_97	330484823,6	337094520	434831018	2	32
Cap_H_U_98	286084390	326136204,6	414680881,5	14	45
Cap_H_U_99	191987787,3	218866077,5	275323813	14	43
Cap_H_U_100	295866034,9	295866034,9	381533066,1	0	29
Instâncias pequenas - Classe 11					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_101	542298850,9	607374713,1	781661624,7	12	44
Cap_H_U_102	558605649,4	625638327,3	805436936,8	12	44
Cap_H_U_103	499038094,2	558922665,4	723577822,2	12	45
Cap_H_U_104	553779334,3	614695061,1	792031707,1	11	43
Cap_H_U_105	429891589,8	438919313,2	568828680,4	2	32
Cap_H_U_106	581663605,9	663096510,7	869883608,5	14	50

(Continuação)

Cap_H_U_107	502133817,8	547325861,3	705777389,6	9	41
Cap_H_U_108	598936467,7	682787573,1	878014808,6	14	47
Cap_H_U_109	583746307,3	583746307,3	796559804	0	36
Cap_H_U_110	632533752,7	632533752,7	908163841,4	0	44
Instâncias pequenas - Classe 12					
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho (média)	Primeiro de Melhora (média)	GAP (Médio) (%) Melhor Vizinho	GAP (Médio) (%) Primeiro de Melhora
Cap_H_U_111	476096891,8	533228518,8	694661106,1	12	46
Cap_H_U_112	473761817,1	534877091,5	686638064,1	13	45
Cap_H_U_113	560256548,2	621884768,4	885439479,1	11	58
Cap_H_U_114	479091627,7	536582623	723041907,2	12	51
Cap_H_U_115	604435229,6	809943207,7	1025178578	34	70
Cap_H_U_116	542229690,1	715743190,9	955074289	32	76
Cap_H_U_117	561885204,3	741688469,7	1023734906	32	82
Cap_H_U_118	481775991,8	640762069,1	891670116,6	33	85
Cap_H_U_119	528068866,9	628401951,6	877353493,1	19	66
Cap_H_U_120	537626101,8	618270017,1	760601664,7	15	41

Tabela A.1. Valores de função objetivo para as soluções obtidas e gaps por instâncias estratégias Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora - grupo de instâncias pequenas.

(Continua)

Instâncias pequenas - Classe 1					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_1	123092500	123092500	123092500	0	0
Cap_H_U_2	92771170,55	102882179,6	112141575,7	11	21
Cap_H_U_3	111467240,5	124467560,3	133304757,1	12	20
Cap_H_U_4	123162223,8	123162294	134616387,3	0	9
Cap_H_U_5	144095411,4	144095501,4	144095501,4	0	0
Cap_H_U_6	154015118,8	154989119,9	165838358,3	1	8

(Continuação)

Cap_H_U_7	129276373,6	129276379,3	140781977,1	0	9
Cap_H_U_8	153489882,5	181620678,8	192517919,6	18	25
Cap_H_U_9	137041359,8	137041359,8	149375082,2	0	9
Cap_H_U_10	132567034,3	144303225,5	155847483,5	9	18
Instâncias pequenas - Classe 2					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_11	95399804,66	98479825,38	106358211,4	3	11
Cap_H_U_12	102889513,1	117497031,8	124546853,7	14	21
Cap_H_U_13	110567877,1	123836022,3	133742904,1	12	21
Cap_H_U_14	82814313,08	82814313,08	89439458,13	0	8
Cap_H_U_15	116694502,5	133031732,9	143674271,5	14	23
Cap_H_U_16	115890930,4	115890930,4	115890930,4	0	0
Cap_H_U_17	78133517,64	78133517,64	84384199,05	0	8
Cap_H_U_18	127046447,5	127046459,5	137210176,3	0	8
Cap_H_U_19	85721869,22	95151274,83	102763376,8	11	20
Cap_H_U_20	73559591,84	80915551,02	87388795,11	10	19
Instâncias pequenas - Classe 3					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_21	259025267,3	284927794,1	307722017,6	10	19
Cap_H_U_22	195243709,5	220625391,7	238716673,8	13	22
Cap_H_U_23	201141894,2	201141898,8	217233250,7	0	8
Cap_H_U_24	274124501	274124501	301262826,6	0	10
Cap_H_U_25	233854094,3	233854197,8	252562533,6	0	8
Cap_H_U_26	238465591,3	238465793,3	255873796,2	0	7
Cap_H_U_27	247034053,3	276678139,6	291895437,3	12	18
Cap_H_U_28	203510793,2	227932088,4	246166655,4	12	21
Cap_H_U_29	229693969,9	261851125,7	282799215,8	14	23
Cap_H_U_30	229907715,1	252898486,6	277682538,3	10	21
Instâncias pequenas - Classe 4					

(Continuação)

Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_31	205384297,1	232084255,7	250650996,2	13	22
Cap_H_U_32	205279641,2	225807605,3	243420598,5	10	19
Cap_H_U_33	230584935,3	230584935,3	249031730,1	0	8
Cap_H_U_34	152769942,1	152769942,1	164991537,5	0	8
Cap_H_U_35	243124456,2	267436901,9	287494669,5	10	18
Cap_H_U_36	270095984,8	302507503	326708103,2	12	21
Cap_H_U_37	172255535,7	192926200	210289558	12	22
Cap_H_U_38	234840935,2	234840935,2	253628210	0	8
Cap_H_U_39	257047272,4	285913681,1	308786775,6	11	20
Cap_H_U_40	226037510	253939580,2	271969290,4	12	20
Instâncias pequenas - Classe 5					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_41	245117054,9	245117054,9	264726419,2	0	8
Cap_H_U_42	150191471,6	150191471,6	162657363,8	0	8
Cap_H_U_43	228445444	228445444	246721079,5	0	8
Cap_H_U_44	186057988,7	208384947,4	226514437,8	12	22
Cap_H_U_45	208571408,7	229428549,6	247782833,6	10	19
Cap_H_U_46	161033580,7	161033580,7	176975905,1	0	10
Cap_H_U_47	167968559,4	184765415,3	200470475,6	10	19
Cap_H_U_48	175905829,7	197014529,2	212775691,5	12	21
Cap_H_U_49	198274859,3	220085093,9	237691901,4	11	20
Cap_H_U_50	117508243,8	135134480,3	145945238,7	15	24
Instâncias pequenas - Classe 6					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_51	194516407,6	213968048,3	231085492,2	10	19

(Continuação)

Cap_H_U_52	210677896,5	210677896,5	227742806,1	0	8
Cap_H_U_53	199892789,2	199892789,2	215884212,3	0	8
Cap_H_U_54	190448707,6	190448707,6	205684604,2	0	8
Cap_H_U_55	140759192,8	168911031,3	182761735,9	20	30
Cap_H_U_56	204666917,8	204666917,8	221040271,2	0	8
Cap_H_U_57	166327946,6	166327946,6	179634182,3	0	8
Cap_H_U_58	143976498,9	143976498,9	155494618,8	0	8
Cap_H_U_59	198553554,9	198553554,9	198553554,9	0	0
Cap_H_U_60	108596462,4	121628037,8	131358280,9	12	21
Instâncias pequenas - Classe 7					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_61	350822064,9	350822064,9	378887830,1	0	8
Cap_H_U_62	378008436	378008436	408249110,9	0	8
Cap_H_U_63	386416673,6	386416673,6	417330007,4	0	8
Cap_H_U_64	345133632	383098331,5	413746198,1	11	20
Cap_H_U_65	360063931,1	403271602,9	439969318,7	12	22
Cap_H_U_66	401585969,5	449776285,9	485758388,8	12	21
Cap_H_U_67	456687970	570859962,5	616528759,5	25	35
Cap_H_U_68	321346062,4	356694129,2	385229659,6	11	20
Cap_H_U_69	286273936,2	317764069,1	343185194,7	11	20
Cap_H_U_70	407924472,9	407924472,9	445861448,9	0	9
Instâncias pequenas - Classe 8					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_71	330820035,2	360593838,3	390523126,9	9	18
Cap_H_U_72	420890059,8	471396866,9	509108616,3	12	21
Cap_H_U_73	337083386,9	343825054,6	372018709,1	2	10
Cap_H_U_74	431428322,9	431428322,9	465942588,8	0	8
Cap_H_U_75	353676302,7	353676302,7	381970406,9	0	8
Cap_H_U_76	351840670,1	351840670,1	382450808,4	0	9

(Continuação)

Cap_H_U_77	352035301,6	352035301,6	380198125,8	0	8
Cap_H_U_78	315733617,4	353621651,4	381911383,5	12	21
Cap_H_U_79	238995905,5	265285455,1	286508291,5	11	20
Cap_H_U_80	353102441,5	391943710,1	425650869,2	11	21
Instâncias pequenas - Classe 9					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_81	135011302,2	135011302,2	145812206,4	0	8
Cap_H_U_82	331071044,7	331071044,7	357556728,3	0	8
Cap_H_U_83	265631860,3	265631860,3	286882409,1	0	8
Cap_H_U_84	161149592,4	161149592,4	174041559,8	0	8
Cap_H_U_85	170454712,9	187500184,2	202500198,9	10	19
Cap_H_U_86	338196866,6	375060325	397188884,2	11	17
Cap_H_U_87	291817735,9	294444095,5	317999623,2	1	9
Cap_H_U_88	221455184,8	223448281,4	241324143,9	1	9
Cap_H_U_89	208123247,5	230808681,4	249273376	11	20
Cap_H_U_90	233288788,2	261283442,8	282186118,2	12	21
Instâncias pequenas - Classe 10					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_91	441569239	454816316,1	486198642	3	10
Cap_H_U_92	441183991,5	591186548,6	638481472,5	34	45
Cap_H_U_93	463843493,3	463843493,3	500950972,7	0	8
Cap_H_U_94	430190858,9	473209944,8	515325629,9	10	20
Cap_H_U_95	262040359,4	343272870,8	370734700,4	31	41
Cap_H_U_96	359439273,9	474459841,5	512416628,8	32	43
Cap_H_U_97	330484823,6	337094520	365747554,2	2	11
Cap_H_U_98	286084390	326136204,6	352227100,9	14	23
Cap_H_U_99	191987787,3	218866077,5	236375363,7	14	23
Cap_H_U_100	295866034,9	295866034,9	319535317,7	0	8
Instâncias pequenas - Classe 11					

(Continuação)

Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_101	542298850,9	607374713,1	655964690,1	12	21
Cap_H_U_102	558605649,4	625638327,3	675689393,5	12	21
Cap_H_U_103	499038094,2	558922665,4	605313246,7	12	21
Cap_H_U_104	553779334,3	614695061,1	663870666	11	20
Cap_H_U_105	429891589,8	438919313,2	438919313,2	2	2
Cap_H_U_106	581663605,9	663096510,7	716144231,6	14	23
Cap_H_U_107	502133817,8	547325861,3	592206582	9	18
Cap_H_U_108	598936467,7	682787573,1	737410579	14	23
Cap_H_U_109	583746307,3	583746307,3	630446011,8	0	8
Cap_H_U_110	632533752,7	632533752,7	683136452,9	0	8
Instâncias pequenas - Classe 12					
Instância	CPLEX	Função de avaliação 1	Função de avaliação 2	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 1	GAP (Médio) (%) Função de avaliação 2
Cap_H_U_111	476096891,8	533228518,8	572687429,2	12	20
Cap_H_U_112	473761817,1	534877091,5	577667258,8	13	22
Cap_H_U_113	560256548,2	621884768,4	671635549,9	11	20
Cap_H_U_114	479091627,7	536582623	600972537,8	12	25
Cap_H_U_115	604435229,6	809943207,7	874738664,3	34	45
Cap_H_U_116	542229690,1	715743190,9	767992443,9	32	42
Cap_H_U_117	561885204,3	741688469,7	801023547,3	32	43
Cap_H_U_118	481775991,8	640762069,1	692023034,6	33	44
Cap_H_U_119	528068866,9	628401951,6	747798322,4	19	42
Cap_H_U_120	537626101,8	618270017,1	729558620,1	15	36

Tabela A.2. Valores de função objetivo para as soluções obtidas e gaps por instâncias para os dois métodos de avaliação - grupo de instâncias pequenas.

Apêndice B

Resultados individuais por instância para instâncias pequenas: tempo de resolução

(Continua)

Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_1	3,35	0,91	0,51
Cap_H_U_2	10,39	3,03	2,2
Cap_H_U_3	6,48	1,92	1,11
Cap_H_U_4	6,47	1,88	1,04
Cap_H_U_5	7,96	2,32	1,28
Cap_H_U_6	12,39	3,61	2
Cap_H_U_7	5,23	1,52	0,84
Cap_H_U_8	5,57	1,62	1,22
Cap_H_U_9	5,6	1,63	0,9
Cap_H_U_10	7,91	2,3	1,28
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_11	5,03	1,47	0,81
Cap_H_U_12	10,49	3,06	1,69
Cap_H_U_13	8,32	2,42	1,34
Cap_H_U_14	14,99	4,37	2,42

(Continuação)

Cap_H_U_15	36,65	10,84	6
Cap_H_U_16	16,51	5,61	3,11
Cap_H_U_17	8,96	3,09	1,71
Cap_H_U_18	26,67	7,77	4,3
Cap_H_U_19	19,29	10,09	5,58
Cap_H_U_20	10,21	2,97	1,65
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_21	14	4,08	2,26
Cap_H_U_22	13,15	3,83	2,12
Cap_H_U_23	26,14	7,61	4,21
Cap_H_U_24	20,41	5,95	3,45
Cap_H_U_25	26,65	7,76	3,39
Cap_H_U_26	21,23	6,47	3,58
Cap_H_U_27	22,26	6,78	3,75
Cap_H_U_28	44,67	13,01	7,2
Cap_H_U_29	21,25	6,19	3,43
Cap_H_U_30	34,42	10,03	5,55
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_31	25,81	7,52	4,16
Cap_H_U_32	48,81	14,22	7,87
Cap_H_U_33	34,75	10,12	5,6
Cap_H_U_34	31,7	9,23	5,11
Cap_H_U_35	34,1	9,93	5,5
Cap_H_U_36	80,21	23,37	12,12
Cap_H_U_37	32,68	9,52	5,27
Cap_H_U_38	15,35	4,47	2,47
Cap_H_U_39	60,49	17,62	9,75
Cap_H_U_40	33,12	9,94	5,5
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_41	26,37	7,68	4,25
Cap_H_U_42	48,46	14,12	9,01

(Continuação)

Cap_H_U_43	17,95	5,23	2,89
Cap_H_U_44	29,49	8,59	4,75
Cap_H_U_45	11,09	3,23	1,79
Cap_H_U_46	23,45	6,83	3,78
Cap_H_U_47	34,28	11,48	6,35
Cap_H_U_48	27,07	7,89	4,68
Cap_H_U_49	17,74	5,17	2,86
Cap_H_U_50	10,09	2,94	1,63
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_51	57,59	16,78	9,28
Cap_H_U_52	39,83	11,6	6,42
Cap_H_U_53	17,47	5,85	3,24
Cap_H_U_54	20,53	5,98	3,31
Cap_H_U_55	46,22	13,46	7,45
Cap_H_U_56	73,93	21,54	12,77
Cap_H_U_57	32,38	9,43	5,22
Cap_H_U_58	79,39	23,13	12,8
Cap_H_U_59	88,49	25,78	14,26
Cap_H_U_60	45,48	13,25	7,33
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_61	116,78	34,02	18,82
Cap_H_U_62	132,66	38,64	18,87
Cap_H_U_63	24,09	7,02	3,88
Cap_H_U_64	84,7	24,67	13,65
Cap_H_U_65	28,89	8,42	4,66
Cap_H_U_66	36,82	10,73	5,93
Cap_H_U_67	58,53	17,05	9,43
Cap_H_U_68	69,13	20,14	11,14
Cap_H_U_69	80,59	23,48	12,99
Cap_H_U_70	36,77	10,71	5,93
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)

(Continuação)

Cap_H_U_71	48,9	14,24	7,88
Cap_H_U_72	182,9	53,28	29,48
Cap_H_U_73	105,81	35,45	19,61
Cap_H_U_74	58,61	17,07	9,45
Cap_H_U_75	1039,65	302,85	157,11
Cap_H_U_76	357,58	104,16	57,64
Cap_H_U_77	160,77	46,83	25,91
Cap_H_U_78	135,62	39,51	21,86
Cap_H_U_79	237,55	69,2	38,29
Cap_H_U_80	82,69	24,09	13,33
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_81	12,92	3,76	2,08
Cap_H_U_82	8,65	2,52	1,39
Cap_H_U_83	12,22	3,56	1,97
Cap_H_U_84	5,16	1,5	0,84
Cap_H_U_85	14,39	4,19	2,32
Cap_H_U_86	84,41	24,59	13,61
Cap_H_U_87	49,36	14,38	7,96
Cap_H_U_88	45,91	13,37	7,4
Cap_H_U_89	13,63	3,97	2,2
Cap_H_U_90	70,11	20,42	11,3
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_91	149,34	43,5	24,07
Cap_H_U_92	215,6	62,81	34,75
Cap_H_U_93	256,01	74,58	41,27
Cap_H_U_94	180,12	52,47	29,03
Cap_H_U_95	24256,51	2.526,72	1.063,88
Cap_H_U_96	1114,85	410,73	227,27
Cap_H_U_97	1417,09	531,41	253,2
Cap_H_U_98	574,46	177,33	98,12
Cap_H_U_99	154,54	45,02	24,91
Cap_H_U_100	75,35	21,95	12,15

(Continuação)

Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_101	188,94	55,04	30,45
Cap_H_U_102	87,03	25,35	14,03
Cap_H_U_103	105,51	30,74	17,01
Cap_H_U_104	79,09	23,04	12,75
Cap_H_U_105	207,69	60,5	33,48
Cap_H_U_106	55,77	16,25	8,99
Cap_H_U_107	63,41	18,47	10,22
Cap_H_U_108	102,23	29,78	16,48
Cap_H_U_109	145,72	42,45	23,49
Cap_H_U_110	101,72	29,63	16,4
Instância	CPLEX (segundos)	Melhor Vizinho (segundos)	Primeiro de Melhora (segundos)
Cap_H_U_111	1099,48	366,49	202,79
Cap_H_U_112	529,25	163,38	90,4
Cap_H_U_113	2363,73	741,35	410,21
Cap_H_U_114	1037,72	286,41	158,48
Cap_H_U_115	997,85	278,57	154,14
Cap_H_U_116	576,28	167,87	92,89
Cap_H_U_117	907,67	264,41	146,31
Cap_H_U_118	1217,89	420,17	232,5
Cap_H_U_119	433,57	149,58	82,77
Cap_H_U_120	369,39	127,44	70,52

Tabela B.1. Tempos de resolução individual por instâncias para estratégias Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora - grupo de instâncias pequenas.

(Continua)

Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)
Cap_H_U_1	3,35	0,91	0,85
Cap_H_U_2	10,39	3,03	2,51
Cap_H_U_3	6,48	1,92	1,78
Cap_H_U_4	6,47	1,88	1,66

(Continuação)

Cap_H_U_5	7,96	2,32	2,25
Cap_H_U_6	12,39	3,61	3,97
Cap_H_U_7	5,23	1,52	2,94
Cap_H_U_8	5,57	1,62	1,51
Cap_H_U_9	5,6	1,63	1,52
Cap_H_U_10	7,91	2,3	2,14
Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)
Cap_H_U_11	5,03	1,47	1,36
Cap_H_U_12	10,49	3,06	2,84
Cap_H_U_13	8,32	2,42	2,25
Cap_H_U_14	14,99	4,37	4,06
Cap_H_U_15	36,65	10,84	10,08
Cap_H_U_16	16,51	5,61	5,22
Cap_H_U_17	8,96	3,09	2,87
Cap_H_U_18	26,67	7,77	7,23
Cap_H_U_19	19,29	10,09	19,47
Cap_H_U_20	10,21	2,97	2,77
Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)
Cap_H_U_21	14	4,08	3,79
Cap_H_U_22	13,15	3,83	3,56
Cap_H_U_23	26,14	7,61	7,08
Cap_H_U_24	20,41	5,95	5,53
Cap_H_U_25	26,65	7,76	7,22
Cap_H_U_26	21,23	6,47	4,53
Cap_H_U_27	22,26	6,78	6,3
Cap_H_U_28	44,67	13,01	12,88
Cap_H_U_29	21,25	6,19	6,13
Cap_H_U_30	34,42	10,03	9,32
CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)	
Cap_H_U_31	25,81	7,52	6,99
Cap_H_U_32	48,81	14,22	13,22

(Continuação)

Cap_H_U_33	34,75	10,12	9,41
Cap_H_U_34	31,7	9,23	8,59
Cap_H_U_35	34,1	9,93	9,24
Cap_H_U_36	80,21	23,37	17,52
Cap_H_U_37	32,68	9,52	8,85
Cap_H_U_38	15,35	4,47	4,61
Cap_H_U_39	60,49	17,62	19,91
Cap_H_U_40	33,12	9,94	9,24
CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)	
Cap_H_U_41	26,37	7,68	7,14
Cap_H_U_42	48,46	14,12	13,13
Cap_H_U_43	17,95	5,23	4,86
Cap_H_U_44	29,49	8,59	7,99
Cap_H_U_45	11,09	3,23	2,68
Cap_H_U_46	23,45	6,83	6,35
Cap_H_U_47	34,28	11,48	10,68
Cap_H_U_48	27,07	7,89	7,33
Cap_H_U_49	17,74	5,17	4,81
Cap_H_U_50	10,09	2,94	2,73
CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)	
Cap_H_U_51	57,59	16,78	10,9
Cap_H_U_52	39,83	11,6	10,79
Cap_H_U_53	17,47	5,85	5,44
Cap_H_U_54	20,53	5,98	5,56
Cap_H_U_55	46,22	13,46	12,52
Cap_H_U_56	73,93	21,54	20,03
Cap_H_U_57	32,38	9,43	8,77
Cap_H_U_58	79,39	23,13	22,66
Cap_H_U_59	88,49	25,78	23,97
Cap_H_U_60	45,48	13,25	12,32
Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)

(Continuação)

Cap_H_U_61	116,78	34,02	33,68
Cap_H_U_62	132,66	38,64	35,94
Cap_H_U_63	24,09	7,02	22,95
Cap_H_U_64	84,7	24,67	24,43
Cap_H_U_65	28,89	8,42	8,25
Cap_H_U_66	36,82	10,73	9,98
Cap_H_U_67	58,53	17,05	15,86
Cap_H_U_68	69,13	20,14	18,93
Cap_H_U_69	80,59	23,48	21,83
Cap_H_U_70	36,77	10,71	8,14
Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)
Cap_H_U_71	48,9	14,24	13,25
Cap_H_U_72	182,9	53,28	54,88
Cap_H_U_73	105,81	35,45	32,97
Cap_H_U_74	58,61	17,07	15,88
Cap_H_U_75	1039,65	302,85	281,65
Cap_H_U_76	357,58	104,16	96,87
Cap_H_U_77	160,77	46,83	43,55
Cap_H_U_78	135,62	39,51	36,74
Cap_H_U_79	237,55	69,2	64,36
Cap_H_U_80	82,69	24,09	22,4
Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)
Cap_H_U_81	12,92	3,76	3,5
Cap_H_U_82	8,65	2,52	2,34
Cap_H_U_83	12,22	3,56	3,31
Cap_H_U_84	5,16	1,5	1,4
Cap_H_U_85	14,39	4,19	3,9
Cap_H_U_86	84,41	24,59	22,87
Cap_H_U_87	49,36	14,38	13,37
Cap_H_U_88	45,91	13,37	12,44
Cap_H_U_89	13,63	3,97	3,69
Cap_H_U_90	70,11	20,42	18,99

(Continuação)

Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)
Cap_H_U_91	149,34	43,5	40,46
Cap_H_U_92	215,6	62,81	52,13
Cap_H_U_93	256,01	74,58	69,36
Cap_H_U_94	180,12	52,47	48,8
Cap_H_U_95	24256,51	2.526,72	2501,45
Cap_H_U_96	1114,85	410,73	381,98
Cap_H_U_97	1417,09	531,41	494,21
Cap_H_U_98	574,46	177,33	164,92
Cap_H_U_99	154,54	45,02	41,87
Cap_H_U_100	75,35	21,95	20,41
Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)
Cap_H_U_101	188,94	55,04	51,19
Cap_H_U_102	87,03	25,35	23,58
Cap_H_U_103	105,51	30,74	28,58
Cap_H_U_104	79,09	23,04	21,43
Cap_H_U_105	207,69	60,5	56,27
Cap_H_U_106	55,77	16,25	15,11
Cap_H_U_107	63,41	18,47	17,18
Cap_H_U_108	102,23	29,78	27,7
Cap_H_U_109	145,72	42,45	39,48
Cap_H_U_110	101,72	29,63	27,56
Instância	CPLEX (segundos)	Função de avaliação 1 (segundos)	Função de avaliação 2 (segundos)
Cap_H_U_111	1099,48	366,49	340,84
Cap_H_U_112	529,25	163,38	151,94
Cap_H_U_113	2363,73	741,35	689,46
Cap_H_U_114	1037,72	286,41	263,5
Cap_H_U_115	997,85	278,57	259,07
Cap_H_U_116	576,28	167,87	124,23
Cap_H_U_117	907,67	264,41	245,9
Cap_H_U_118	1217,89	420,17	390,76

(Continuação)

Cap_H_U_119	433,57	149,58	139,11
Cap_H_U_120	369,39	127,44	118,52

Tabela B.2. Tempos de resolução individual por instâncias para os dois métodos de avaliação da função objetivo - grupo de instâncias pequenas.

Apêndice C

Resultados individuais por instância para instâncias grandes: tempos de resolução

(Continua)

Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_1	34,80	18,44
Large_2	9,35	4,96
Large_3	69,14	36,65
Large_4	74,45	46,90
Large_5	88,32	46,81
Large_6	18,37	15,25
Large_7	51,94	43,11
Large_8	71,54	37,92
Large_9	22,68	18,82
Large_10	20,95	17,38
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_11	20,65	17,14
Large_12	98,06	81,39
Large_13	92,37	76,66

(Continuação)

Large_14	13,49	7,15
Large_15	33,48	23,77
Large_16	17,35	7,46
Large_17	96,11	50,94
Large_18	55,08	29,19
Large_19	31,18	16,52
Large_20	217,39	84,78
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_21	32,99	17,49
Large_22	682,2	484,36
Large_23	137,75	97,8
Large_24	81,87	58,13
Large_25	1079,79	766,65
Large_26	213,94	151,9
Large_27	2549,58	1810,2
Large_28	469,62	248,9
Large_29	217,21	115,12
Large_30	321,76	170,53
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_31	23,23	9,99
Large_32	43,94	18,89
Large_33	31,28	13,45
Large_34	305,56	131,39
Large_35	527,37	226,77
Large_36	539,51	285,94
Large_37	353,09	180,08
Large_38	139,02	45,88
Large_39	759,29	387,24
Large_40	527,5	269,03
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		

(Continuação)

Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_41	261,87	133,55
Large_42	1172,95	598,2
Large_43	382,18	194,91
Large_44	275,67	146,11
Large_45	171,51	90,9
Large_46	499,28	274,61
Large_47	414,45	219,66
Large_48	497,5	263,68
Large_49	202,01	107,06
Large_50	103,14	54,66
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_51	1561,7	827,7
Large_52	848,04	449,46
Large_53	369,23	195,69
Large_54	496,92	273,3
Large_55	526,31	410,52
Large_56	2004,8	1323,17
Large_57	312,12	165,42
Large_58	788,39	417,85
Large_59	1007,64	554,2
Large_60	968,33	513,22
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_61	1193,71	871,41
Large_62	119,41	63,29
Large_63	253,26	134,23
Large_64	1161,87	615,79
Large_65	564,61	299,25
Large_66	376,37	199,48

(Continuação)

Large_67	1246,19	660,48
Large_68	706,64	374,52
Large_69	823,78	453,08
Large_70	675,77	358,16
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_71	1041,15	551,81
Large_72	2828,61	1499,16
Large_73	1527,38	1114,99
Large_74	667,4	353,72
Large_75	3358,66	1847,26
Large_76	3238,48	1392,55
Large_77	1502,87	796,52
Large_78	1425,8	755,67
Large_79	213,83	113,33
Large_80	1037,95	550,11
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_81	143,36	75,98
Large_82	95,98	50,87
Large_83	135,59	71,86
Large_84	109,86	58,23
Large_85	306,38	168,51
Large_86	1797,21	880,63
Large_87	1050,95	557
Large_88	977,49	518,07
Large_89	290,2	153,81
Large_90	1492,74	821,01
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_91	3179,66	1367,26

(Continuação)

Large_92	3962,38	2100,06
Large_93	2467,75	1307,91
Large_94	1736,22	920,2
Large_95	7807,56	4138,01
Large_96	4965,78	2631,86
Large_97	6956,14	2372,04
Large_98	5867,96	2347,18
Large_99	1489,65	491,58
Large_100	726,32	384,95
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_101	1821,24	965,26
Large_102	838,9	461,4
Large_103	955,57	506,45
Large_104	716,29	379,63
Large_105	1880,98	808,82
Large_106	505,09	267,7
Large_107	574,28	304,37
Large_108	925,86	490,71
Large_109	1531,98	811,95
Large_110	1069,4	588,17
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Tempo (segundos) Melhor vizinho	Tempo (segundos) Primeiro de Melhora
Large_111	13226,74	7010,17
Large_112	5896,28	3125,03
Large_113	11928,35	6322,02
Large_114	7472,46	3287,88
Large_115	6432,1	2765,8
Large_116	3876,18	2054,38
Large_117	6105,19	3357,85
Large_118	5500,05	2915,03
Large_119	3453,84	2314,07

(Continuação)

Large_120	2942,58	1618,42
------------------	---------	---------

Tabela C.1. Tempos de resolução individual por instâncias para estratégias Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora - grupo de instâncias grandes.

(Continua)

Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_1	34,80	23,98
Large_2	9,35	6,44
Large_3	69,14	49,47
Large_4	74,45	60,97
Large_5	88,32	60,85
Large_6	18,37	19,82
Large_7	51,94	56,04
Large_8	71,54	41,71
Large_9	22,68	21,08
Large_10	20,95	19,12
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_11	20,65	18,85
Large_12	98,06	89,53
Large_13	92,37	84,33
Large_14	13,49	7,87
Large_15	33,48	26,15
Large_16	17,35	8,2
Large_17	96,11	56,03
Large_18	55,08	32,11
Large_19	31,18	18,84
Large_20	217,39	93,26
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_21	32,99	19,23
Large_22	682,2	532,8
Large_23	137,75	107,58

(Continuação)

Large_24	81,87	68,01
Large_25	1079,79	843,32
Large_26	213,94	167,09
Large_27	2549,58	1991,22
Large_28	469,62	281,26
Large_29	217,21	126,64
Large_30	321,76	187,58
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_31	23,23	10,99
Large_32	43,94	20,78
Large_33	31,28	13,72
Large_34	305,56	134,02
Large_35	527,37	231,3
Large_36	539,51	291,66
Large_37	353,09	183,68
Large_38	139,02	46,79
Large_39	759,29	394,98
Large_40	527,5	274,41
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_41	261,87	136,22
Large_42	1172,95	610,17
Large_43	382,18	198,81
Large_44	275,67	149,03
Large_45	171,51	92,72
Large_46	499,28	280,1
Large_47	414,45	224,05
Large_48	497,5	268,95
Large_49	202,01	109,2
Large_50	103,14	71,06
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_51	1561,7	1076,01

(Continuação)

Large_52	848,04	588,79
Large_53	369,23	254,4
Large_54	496,92	355,3
Large_55	526,31	463,89
Large_56	2004,8	1495,18
Large_57	312,12	186,93
Large_58	788,39	472,17
Large_59	1007,64	626,25
Large_60	968,33	579,94
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_61	1193,71	984,69
Large_62	119,41	71,52
Large_63	253,26	151,68
Large_64	1161,87	695,85
Large_65	564,61	338,15
Large_66	376,37	225,41
Large_67	1246,19	693,5
Large_68	706,64	393,24
Large_69	823,78	566,35
Large_70	675,77	376,07
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_71	1041,15	579,4
Large_72	2828,61	1574,12
Large_73	1527,38	1170,74
Large_74	667,4	371,41
Large_75	3358,66	1939,62
Large_76	3238,48	1462,17
Large_77	1502,87	836,35
Large_78	1425,8	793,46
Large_79	213,83	118,99
Large_80	1037,95	577,62
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		

(Continuação)

Instância	Método 1	Método 2
Large_81	143,36	79,78
Large_82	95,98	53,41
Large_83	135,59	75,46
Large_84	109,86	61,14
Large_85	306,38	176,94
Large_86	1797,21	907,05
Large_87	1050,95	724,1
Large_88	977,49	673,49
Large_89	290,2	203,03
Large_90	1492,74	1067,31
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_91	3179,66	1777,43
Large_92	3962,38	2730,08
Large_93	2467,75	1700,28
Large_94	1736,22	1196,26
Large_95	7807,56	5379,41
Large_96	4965,78	3421,42
Large_97	6956,14	3083,66
Large_98	5867,96	3051,34
Large_99	1489,65	639,06
Large_100	726,32	500,43
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_101	1821,24	1110,05
Large_102	838,9	530,61
Large_103	955,57	582,42
Large_104	716,29	436,58
Large_105	1880,98	849,26
Large_106	505,09	307,85
Large_107	574,28	350,03
Large_108	925,86	564,31
Large_109	1531,98	933,74

(Continuação)

Large_110	1069,4	676,4
Instâncias Grandes - Tempo por Instância		
Instância	Método 1	Método 2
Large_111	13226,74	8061,7
Large_112	5896,28	3593,78
Large_113	11928,35	7270,33
Large_114	7472,46	3781,06
Large_115	6432,1	3180,67
Large_116	3876,18	2362,53
Large_117	6105,19	3861,53
Large_118	5500,05	3352,28
Large_119	3453,84	2661,18
Large_120	2942,58	1861,18

Tabela C.2. Tempos de resolução individual por instâncias para os dois métodos de avaliação da função objetivo - grupo de instâncias grandes.

Apêndice D

Resultados individuais por instâncias para instâncias grandes: gaps

(Continua)

Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_1	190399750,40	163743785,30	189942791,00
Large_2	143629739,60	129266765,60	153827451,10
Large_3	177599818,20	136751860,00	157264639,00
Large_4	178196560,90	153249042,30	177768889,10
Large_5	217219799,40	186809027,50	216698471,90
Large_6	226212981,90	183232515,30	212549717,80
Large_7	187489994,50	161241395,20	188652432,40
Large_8	256644937,20	200183051,00	234214169,70
Large_9	240405174,90	192324139,90	223096002,30
Large_10	285528632,50	236988765,00	274906967,40
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_11	139539626,90	121399475,40	140823391,50
Large_12	164180606,40	119851842,70	127042953,20
Large_13	174311440,20	149907838,60	173893092,70
Large_14	116867655,90	100506184,10	118597297,20
Large_15	187153358,80	160951888,50	186704190,70
Large_16	167144114,10	143743938,20	166742968,30

(Continuação)

Large_17	109752846,80	94387448,26	109489440,00
Large_18	209509803,50	213699999,60	247891999,50
Large_19	132130957,70	107026075,70	112377379,50
Large_20	111259832,70	80107079,51	92924212,24
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_21	414496212,10	356466742,40	413501421,20
Large_22	395046756,80	276532729,80	315247311,90
Large_23	296725584,40	255184002,60	296013443,00
Large_24	407659141,60	366893227,40	425596143,80
Large_25	337094078,60	276417144,40	320643887,50
Large_26	520383744,90	437122345,70	502690697,60
Large_27	474682576,30	408227015,60	465378797,80
Large_28	328410795,10	282433283,80	327622609,20
Large_29	390887101,60	355707262,50	416177497,10
Large_30	405973325,70	389734392,70	452091895,50
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_31	364686628,60	295396169,10	342659556,20
Large_32	316358131,30	259413667,60	300919854,40
Large_33	332255604,20	315642824,00	366145675,80
Large_34	220144813,20	217943365,10	252814303,50
Large_35	390929630,50	336199482,20	379905414,90
Large_36	436108082,90	409941597,90	475532253,60
Large_37	276589578,20	284887265,60	324771482,70
Large_38	347948121,50	295755903,30	343076847,80
Large_39	407186705,80	317605630,60	371598587,70
Large_40	377956171,50	275908005,20	328330526,10
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_41	358665482,30	308452314,80	357804685,10
Large_42	222284766,30	191164899,00	223662931,90
Large_43	326804702,70	281052044,30	326020371,40
Large_44	303195205,10	260747876,40	294645100,30

(Continuação)

Large_45	332004153,30	295483696,40	342761087,90
Large_46	235760942,60	202754410,60	212892131,20
Large_47	275696608,10	204015490,00	236657968,40
Large_48	317822931,50	305110014,20	353927616,50
Large_49	317449455,90	273006532,10	316687577,20
Large_50	189872602,50	172784068,30	200429519,20
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_51	309024226,40	302843741,90	348270303,20
Large_52	311220302,60	286322678,40	332134306,90
Large_53	294826939,60	283033862,00	328319279,90
Large_54	280471935,50	241205864,50	272562626,90
Large_55	237318487,40	204093899,10	212257655,10
Large_56	302083615,20	256771072,90	297854444,60
Large_57	243808378,80	209675205,70	243223238,70
Large_58	209834178,30	232915938,00	270182488,00
Large_59	292791303,40	251800521,00	292088604,30
Large_60	171042834,60	147096837,70	170632331,80
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_61	524239438,70	435118734,10	513440106,30
Large_62	569342807,10	489634814,10	577769080,70
Large_63	616984911,20	530607023,60	615504147,40
Large_64	579960443,00	504565585,40	585296079,10
Large_65	584375258,50	490875217,10	584141508,40
Large_66	684930455,40	568492278,00	659451042,40
Large_67	852988443,40	716510292,50	831151939,30
Large_68	520086191,70	410868091,40	476606986,10
Large_69	468065414,60	402536256,60	466942057,60
Large_70	668144525,00	534515620,00	620038119,20
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_71	544617228,90	457478472,20	530675027,80
Large_72	705661221,50	606868650,50	661486829,00

(Continuação)

Large_73	514480399,80	504190791,80	584861318,50
Large_74	668332367,40	574765836,00	666728369,70
Large_75	613460192,70	466229746,40	554813398,20
Large_76	560971785,50	614825076,90	713197089,20
Large_77	519042852,40	446376853,10	531188455,20
Large_78	495532220,50	361738521,00	379825447,00
Large_79	386886617,40	332722491,00	399266989,20
Large_80	568842045,60	415254693,30	498305631,90
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_81	200257418,40	172221379,90	199776800,60
Large_82	487596467,10	419332961,70	486426235,50
Large_83	394750327,70	339485281,80	397197779,70
Large_84	235937280,50	202906061,20	235371031,00
Large_85	269683355,60	312832692,50	362885923,30
Large_86	547442114,40	470800218,40	546128253,40
Large_87	437573172,10	341307074,30	372024710,90
Large_88	329893842,00	283708704,10	329102096,80
Large_89	333425485,20	286745917,30	318287968,20
Large_90	377782710,80	274270248,10	318153487,80
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_91	677409282,00	629990632,20	730789133,40
Large_92	834092507,70	717319556,60	817744294,50
Large_93	719224184,40	546610380,10	634068041,00
Large_94	694351954,30	652690837,10	757121371,00
Large_95	487949441,50	419636519,70	490974728,10
Large_96	669611249,10	575865674,20	668004182,10
Large_97	500927982,70	430798065,20	512649697,50
Large_98	471897759,50	405832073,20	470765204,90
Large_99	313721370,50	238428241,60	281345325,10
Large_100	440706273,10	379007394,80	439648578,00
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora

(Continuação)

Large_101	890121394,90	765504399,60	887985103,50
Large_102	917158066,70	788755937,30	914956887,30
Large_103	1072904488,00	944155949,50	1123545580,00
Large_104	1124299308,00	966897404,90	1102263042,00
Large_105	654806998,40	497653318,80	577277849,80
Large_106	986216329,70	848146043,50	992330870,90
Large_107	806204153,10	677211488,60	785565326,80
Large_108	997802102,20	858109807,90	995407377,10
Large_109	913309065,50	748913433,70	891206986,10
Large_110	1034670592,00	889816709,10	1067780051,00
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Melhor Vizinho	Primeiro de Melhora
Large_111	789880484,40	679297216,60	787984771,20
Large_112	781390427,50	671995767,70	772795132,80
Large_113	997490788,80	857842078,30	995096810,90
Large_114	818860232,70	704219800,10	816894968,10
Large_115	1146065624,00	985616436,50	1182739724,00
Large_116	1063520227,00	967803406,60	1122651952,00
Large_117	1136111946,00	1170195305,00	1334022647,00
Large_118	1228913311,00	946263249,40	1050352207,00
Large_119	982967266,50	1002626612,00	1173073136,00
Large_120	868126885,10	859445616,20	1005551371,00

Tabela D.1. Valores de função objetivo para as soluções obtidas e gaps por instâncias estratégias Melhor Vizinho e Primeiro de Melhora - grupo de instâncias grandes.

(Continua)

Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_1	190399750,40	163743785,30	170948511,90
Large_2	143629739,60	129266765,60	139982980,50
Large_3	177599818,20	136751860,00	139965528,70
Large_4	178196560,90	153249042,30	159992000,20
Large_5	217219799,40	186809027,50	195028624,70
Large_6	226212981,90	183232515,30	191294746,00

(Continuação)

Large_7	187489994,50	161241395,20	190538956,80
Large_8	256644937,20	200183051,00	194397760,90
Large_9	240405174,90	192324139,90	200786402,10
Large_10	285528632,50	236988765,00	247416270,70
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_11	139539626,90	121399475,40	126741052,30
Large_12	164180606,40	119851842,70	114338657,90
Large_13	174311440,20	149907838,60	156503783,5
Large_14	116867655,90	100506184,10	106737567,5
Large_15	187153358,80	160951888,50	168033771,6
Large_16	167144114,10	143743938,20	150068671,4
Large_17	109752846,80	94387448,26	98540495,98
Large_18	209509803,50	213699999,60	223102799,6
Large_19	132130957,70	107026075,70	114624927,1
Large_20	111259832,70	80107079,51	83631791,01
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_21	414496212,10	356466742,40	372151279
Large_22	395046756,80	276532729,80	274265161,4
Large_23	296725584,40	255184002,60	266412098,7
Large_24	407659141,60	366893227,40	383036529,4
Large_25	337094078,60	276417144,40	288579498,8
Large_26	520383744,90	437122345,70	452421627,8
Large_27	474682576,30	408227015,60	418840918
Large_28	328410795,10	282433283,80	271926765,6
Large_29	390887101,60	355707262,50	470280571,7
Large_30	405973325,70	389734392,70	406882706
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_31	364686628,60	295396169,10	376925511,8
Large_32	316358131,30	259413667,60	270827869
Large_33	332255604,20	315642824,00	329531108,2
Large_34	220144813,20	217943365,10	227532873,1

(Continuação)

Large_35	390929630,50	336199482,20	341914873,4
Large_36	436108082,90	409941597,90	427979028,3
Large_37	276589578,20	284887265,60	292294334,5
Large_38	347948121,50	295755903,30	295046089,1
Large_39	407186705,80	317605630,60	330722743,1
Large_40	377956171,50	275908005,20	295497473,5
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_41	358665482,30	308452314,80	500926559,2
Large_42	222284766,30	191164899,00	201296638,7
Large_43	326804702,70	281052044,30	293418334,3
Large_44	303195205,10	260747876,40	265180590,3
Large_45	332004153,30	295483696,40	308484979,1
Large_46	235760942,60	202754410,60	191602918,1
Large_47	275696608,10	204015490,00	212992171,6
Large_48	317822931,50	305110014,20	318534854,9
Large_49	317449455,90	273006532,10	281851943,7
Large_50	189872602,50	172784068,30	180386567,3
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_51	309024226,40	302843741,90	313443272,8
Large_52	311220302,60	286322678,40	298920876,2
Large_53	294826939,60	283033862,00	305336930,3
Large_54	280471935,50	241205864,50	253483243
Large_55	237318487,40	204093899,10	197399619,3
Large_56	302083615,20	256771072,90	277004633,5
Large_57	243808378,80	209675205,70	226197612
Large_58	209834178,30	232915938,00	251269713,9
Large_59	292791303,40	251800521,00	271642402
Large_60	171042834,60	147096837,70	158688068,6
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_61	524239438,70	435118734,10	477499298,8
Large_62	569342807,10	489634814,10	519992172,6

(Continuação)

Large_63	616984911,20	530607023,60	553953732,6
Large_64	579960443,00	504565585,40	526766471,2
Large_65	584375258,50	490875217,10	525727357,5
Large_66	684930455,40	568492278,00	593505938,2
Large_67	852988443,40	716510292,50	748036745,4
Large_68	520086191,70	410868091,40	428946287,5
Large_69	468065414,60	402536256,60	392231328,4
Large_70	668144525,00	534515620,00	601436975,6
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_71	544617228,90	457478472,20	477607525
Large_72	705661221,50	606868650,50	595338146,1
Large_73	514480399,80	504190791,80	526375186,6
Large_74	668332367,40	574765836,00	580053681,6
Large_75	613460192,70	466229746,40	482687656,5
Large_76	560971785,50	614825076,90	620481467,6
Large_77	519042852,40	446376853,10	462133956
Large_78	495532220,50	361738521,00	330448138,9
Large_79	386886617,40	332722491,00	347362280,6
Large_80	568842045,60	415254693,30	448475068,7
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_81	200257418,40	172221379,90	179799120,6
Large_82	487596467,10	419332961,70	437783612
Large_83	394750327,70	339485281,80	357478001,7
Large_84	235937280,50	202906061,20	211833927,9
Large_85	269683355,60	312832692,50	330226190,2
Large_86	547442114,40	470800218,40	491515428
Large_87	437573172,10	341307074,30	334822239,8
Large_88	329893842,00	283708704,10	296191887,1
Large_89	333425485,20	286745917,30	286459171,4
Large_90	377782710,80	274270248,10	286338139
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2

(Continuação)

Large_91	677409282,00	629990632,20	657710220,1
Large_92	834092507,70	717319556,60	711437536,3
Large_93	719224184,40	546610380,10	570661236,9
Large_94	694351954,30	652690837,10	681409233,9
Large_95	487949441,50	419636519,70	441877255,3
Large_96	669611249,10	575865674,20	601203763,9
Large_97	500927982,70	430798065,20	461384727,8
Large_98	471897759,50	405832073,20	423688684,4
Large_99	313721370,50	238428241,60	253210792,5
Large_100	440706273,10	379007394,80	395683720,2
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_101	890121394,90	765504399,60	808066444,2
Large_102	917158066,70	788755937,30	823461198,6
Large_103	1072904488,00	944155949,50	1011191022
Large_104	1124299308,00	966897404,90	969991476,6
Large_105	654806998,40	497653318,80	508004507,8
Large_106	986216329,70	848146043,50	873251166,4
Large_107	806204153,10	677211488,60	691297487,6
Large_108	997802102,20	858109807,90	875958491,9
Large_109	913309065,50	748913433,70	802086287,5
Large_110	1034670592,00	889816709,10	961002045,8
Instâncias Grandes - Valor Objetivo por Instancia			
Instância	CPLEX	Método 1	Método 2
Large_111	789880484,40	679297216,60	709186294,1
Large_112	781390427,50	671995767,70	695515619,5
Large_113	997490788,80	857842078,30	895587129,8
Large_114	818860232,70	704219800,10	735205471,3
Large_115	1146065624,00	985616436,50	1064465751
Large_116	1063520227,00	967803406,60	943027639,4
Large_117	1136111946,00	1170195305,00	1200620383
Large_118	1228913311,00	946263249,40	966324030,2
Large_119	982967266,50	1002626612,00	1055765822
Large_120	868126885,10	859445616,20	965329316,1

(Continuação)

Tabela D.2. Valores de função objetivo para as soluções obtidas e gaps por instâncias para os dois métodos de avaliação - grupo de instâncias grandes.